



**KTO KARATAY
ÜNİVERSİTESİ**

T.C.
KTO Karatay Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü

**ELEKTRİK VE BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM
DALI TEZLİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI**

**EEG SİNYALLERİNİN EPİLEPTİK RAHATSIZLIKLARIN
TEŞHİSİ İÇİN KONVOLÜSYONEL SİNİR AĞLARI VE
DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ İLE TASNİF EDİLMESİ**

Bügra MUTLU İPEK

KONYA

Ağustos 2018

Dr. Kasım ÖZTOPRAK
Doç.Dr. Serap ÖZGEN
Ar. Öğr. Üyesi Semih YURUŞAK

Karataş
[Signature]
[Signature]

EEG SİNYALLERİNİN EPİLEPTİK RAHATSIZLIKLARIN TEŞHİSİ
İÇİN KONVOLÜSYONEL SİNİR AĞLARI VE DESTEK VEKTÖR
MAKİNELERİ İLE TASNİF EDİLMESİ


Büşra MUTLU İPEK

KTO Karatay Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı
Yüksek Lisans Programı

Yüksek Lisans Tezi

Ağustos, 2018

ban 2  ii

Fen Bilimleri Enstitü Onayı


Fen Bilimleri Enstitüsü Müdür Vekili
Prof. Dr. Hüseyin Bekir Yıldız

Bu tezli yüksek lisans tezinin yapılması gereken bütün gerekliliklerinin yerine getirdiğini onaylıyorum.

Anabilim Dalı Başkanı

Dr. Öğr. Üyesi H. Oktay Altun



Büşra MUTLU İPEK tarafından hazırlanan EEG SINYALLERİNİN EPİLEPTİK RAHATSIZLIKLARIN TEŞHİSİ İÇİN KONVOLÜSYONEL SİNİR AĞLARI VE DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ İLE TASNİF EDİLMESİ başlıklı bu çalışma 13.08.2018 tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda başarılı bulunarak jüri tarafından tezli yüksek lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Dr. Öğr. Üyesi Kasım Öztoprak

Tez Yardımcı Danışmanı

Dr. Öğr. Üyesi H. Oktay Altun





Jüri Üyeleri

Başkan: Doç. Dr. Seral Özşen

Üye: Dr. Öğr. Üyesi Kasım Öztoprak

Üye: Dr. Öğr. Üyesi Semih Yumuşak



Tez Bildirimi

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada orjinal olmayan her türlü kaynağa eksiksiz atıf yapıldığını, kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı, bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu bildirir aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak ve kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Ağustos-2018

Büşra MUTLU İPEK

Özet

EEG SİNYALLERİNİN EPİLEPTİK RAHATSIZLIKLARIN TEŞHİSİ İÇİN KONVOLÜSYONEL SİNİR AĞLARI VE DESTEK VEKTOR MAKİNELERİ İLE TASNİF EDİLMESİ

Büşra MUTLU İPEK

Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Kasım ÖZTOPRAK
Tez Yardımcı Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi H. Oktay ALTUN

Ağustos 2018

Epilepsi, uzmanların teşhis aşamasında verileri titizlikle incelemesini ve değerlendirmesini gerektiren bir nörolojik bozukluktur. Uzmanlara teşhis koymada yardımcı olabilmek için EEG sinyallerinin otomatik olarak sınıflandırılabilmesi önemlidir. Bu çalışmada, literatürde EEG ile öğrenme temsillerinin yapıldığı bir çalışmada uygulanan derin öğrenme mimarisinin bazı katmanları DVM ile değiştirilerek, literatürde şu ana kadar bir EEG sinyal bankası kullanılarak yapılan çalışmalar içinde en yüksek performans elde edilmiştir. Bu çalışmaya temel olan literatürdeki çalışmada da olduğu gibi, EEG sinyali önce normalize edilerek frekans uzayında ifade edilmiş ve akabinde iki boyutlu görüntü dizisi haline getirilmiştir. EEG ölçümü sırasında kafatasına yerleştirilen elektrotlardan elde edilen değerlerin bu resim üzerinde gösterimi ve bu resim üzerindeki eksik noktalarda sinyal gücünün tahmini için Clough-Tocher interpolasyon tekniğinden faydalanılmıştır. Literatürde temel aldığımız çalışmanın derin öğrenme mimarisindeki tam bağlantılı katmanı DVM ile değiştirildikten sonra, parametreler eğitim verileri üzerinde optimize edilmiş ve tekniğin EEG sinyalleri üzerinden epilepsi anlarını sınıflandırma performansının neredeyse kusursuz olduğu görülmüştür. Çalışma, EEG sinyallerinin öğrenme temsillerindeki kullanımı için geliştirilen bir metodun, KSA-DVM sentez modeline çevrilince, epilepsi sınıflandırılmasında çok başarılı bir performans göstermesi açısından literatürde önemli bir boşluğu doldurmaktadır.

Anahtar kelimeler: EEG, Epilepsi, Hızlı Fourier Dönüşümü, KSA, KSA-DVM Sentez Modeli

Abstract

CLASSIFICATION OF EEG SIGNALS WITH CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS AND SUPPORT VECTOR MACHINES FOR DIAGNOSIS OF EPILEPTIC DISORDERS

Büşra MUTLU İPEK

The Graduate School of Natural and Applied Sciences,
KTO Karatay University,
Master of Science Thesis in Electrical and Computer Engineering

Advisor: Asst. Prof. Kasım ÖZTOPRAK
Co-Advisor: Asst. Prof. H. Oktay ALTUN

August 2018

Epilepsy is a neurological disorder requiring specialists to scrutinize and evaluate medical data at diagnostic stage. It is crucial that EEG signals can be automatically classified in order to help the experts diagnose the disorder correctly. In this study, deep learning technique applied in a study (in which learning representations were obtained on EEG signals in the literature) was modified with replacing some layers of CNN architecture via SVM, and the highest known performance was obtained on a benchmark EEG signal database. Similar to a previous study in the literature, EEG signals were first normalized, converted to frequency space by fast Fourier transform and then transformed into a two-dimensional image sequence. Clough-Tocher technique was used for interpolation of the values obtained from the electrodes placed in the skull during the EEG measurement on the image and for estimating the signal strength in the missing places over the picture. After the parameters in the deep learning architecture were optimized on the training data, it was observed that the technique's performance of classifying epilepsy moments over EEG signals was almost perfect. This study completes a gap in the literature in terms of demonstrating a successful performance in the classification of epilepsy by a method developed for learning representations through EEG signals, with modification of some CNN layers via SVM classification techniques.

Keywords: EEG, Epilepsy, Fast Fourier Transform, Convolutional Neural Network, CNN-SVM Synthesis Model

Teşekkür

Çalışmalarım boyunca her türlü fedakarlığı gösteren ve bana her konuda destek olan sabırlı eşim Mutlu İPEK'e, moral ve motivasyon konusunda beni hiç yalnız bırakmayan aileme ve tezi düzenlememde yardımcı olan kardeşim Merve MUTLU'ya, değerli yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren tez danışmanım Dr. Öğr. Gör. Kasım ÖZTOPRAK'a, yardımcı danışmanım olmasına rağmen birebir çalışarak fikirleriyle projeyi yönlendiren, çok yoğun olsa dahi vakit ayıran ve son derece özverili çalışarak bu tezi tamamlamama yardımcı olan nam-ı diğer *big boss* Dr. Öğr. Üyesi H. Oktay ALTUN'a, EEG sinyallerinin yapısı ve nasıl yorumlanması gerektiği hakkında tecrübelerinden faydalandığım Doç. Dr. Hava DÖNMEZ KEKLİKOĞLU hocama ve son olarak sabırla hikayelerimi takip eden instagram takipçilerime teşekkürü bir borç bilirim.

Büşra MUTLU İPEK
Ağustos-2018

İçindekiler

Tez Bildirimi	iv
Özet	v
Abstract	vi
Teşekkür	vii
Şekil Listesi	ix
Tablo Listesi	xii
Simge ve Kısaltmalar	xiv
1 Giriş	1
2 Literatür	3
3 Kuramsal Temeller	7
3.1 Beynin Yapısı	7
3.2 Sinir Sistemi	8
3.3 EEG	9
3.4 EEG ile Beyin Dalgalarının Ölçümü ve Bağlanma Şekli	13
3.5 Epileptik Rahatsızlıklar	14
3.6 EEGLAB ile Veriyi Görselleştirme	17
3.7 Yapay Sinir Ağları	18
3.7.1 Katmanlar	19
3.7.2 Aktivasyon Fonksiyonları	20
3.8 Derin Öğrenme	23

3.8.1	Konvolüsyonel sinir ağları	24
3.8.1.1	Katmanlar	25
3.8.1.2	Pooling Katmanı	26
3.8.1.3	Tam Bağlı Katman	27
3.9	Destek Vektör Makineleri	27
4	Veri Kümesi ve Metodoloji	31
4.1	Veri Kümesi Hakkında	31
4.2	Metodlar	33
4.2.1	Giriş	33
4.2.2	Ön işleme	34
4.2.3	Sinyal İşleme	36
4.2.4	Resim Çıkarımı	36
4.2.5	Konvolüsyonel Sinir Ağları ve Destek Vektör Makineleri Sentez Modelinin Uygulanması	38
5	Sonuç	47
	Kaynaklar	48
	Özgeçmiş	56

Şekil Listesi

3.1	Beyin lobları [1]	7
3.2	Sinir hücrelerinin yapısı [2]	9
3.3	Beyin dalgalarının frekansa göre sınıflandırılması [3]	10
3.4	Beyin dalgaları ve frekans aralıkları [4]	11
3.5	10-20 EEG elektrot konumu sistemi [5]	13
3.6	EEG aktivasyon yöntemleri	15
3.7	Şekilde görülen sinyal örneği 25 yaşındaki bir hastaya aittir. Normal uyuklama ve uyarı anında alınan sinyalde, göz açılmasıyla birlikte FP1-FP2 ön uç (<i>frontal polar</i>) ve F3-F4 üst ön (<i>superior polar</i>) kanallarda aniden elektronegatiflik üretilmiştir [6]. Bu ani değişim asteriks (*) ile gösterilen bölgededir.	16
3.8	36 yaşındaki hastaya ait olan sinyal, M1, T3 ve F7'de gösterildiği gibi elektronegatif dikenler (<i>spikes</i>) sık sık görülmektedir. Bu sinyaller normal olup geçici dikenlerin yapısı gösterilmiştir [6].	16
3.9	14 yaşındaki hastaya ait olan sinyallerdir. Diffüz teta ve delta, bu genel jeneralize nöbetin fokal başlangıcını gizleyebilir. Sol oksipital olan O1 de 15 Hz'lik ritmik dalgalar T5 e doğru 3-5 Hz'lik ritmik dalgalar şeklinde yayılım göstermiştir. Atak ilerledikçe dikenler daha da belirgin hale gelmektedir [6].	17
3.10	EEGLAB kullanılarak 256 Hz örnekleme frekansı ile 2996-3036 Hz aralığındaki sinyallerin görsellenmesi	18
3.11	Giriş katmanı, ağırlık katsayıları ve bias içeren bir algılayıcı örneği	19
3.12	Sigmoid aktivasyon fonksiyonu grafiği [7]	20
3.13	ReLU aktivasyon fonksiyonu grafiği [7]	20

3.14	tanh aktivasyon fonksiyonu grafiđi [7]	21
3.15	İki gizli katmanı olan çok katmanlı algılayıcı [8]	21
3.16	Araba resmi üzerine KSA uygulanması aşamaları [9]	25
3.17	3×3 'lük bir konvolüsyon filtresinin, örnek matris üzerinde kayarak gerçekleştirdiđi skaler çarpımın temsili gösterimi [10]	25
3.18	Konvolüsyon katmanındaki nöron deđişiminin görüldüğü sol-daki resimde, girişteki her bir nöron tam derinliğe bağlanır ve burada derinlik boyunca 5 nöron vardır. Hesaplama kısmına geçildiğinde sağdaki resimde doğrusal olmayan girdilerle, ağırlıkların skaler çarpımı hesaplanır [11].	26
3.19	Pooling katmanı gösterimi [11]	27
3.20	Max pool işlemi [11]	27
3.21	İki boyutlu düzlemde sınıfları ayıran sınırlar	28
3.22	Doğrusal olarak ayrılamayan sınıflar [12]	29
3.23	İki farklı aşırı düzlem gösterimi	30
4.1	CHB-MIT veritabanından alınan 256 Hz örnekleme frekansına sahip EEG sinyallerinin EEGLAB kullanılarak elde edilmiş görseli	32
4.2	EEG problemlerinin kafatasına çift muz montaj şeklinde yerleşiminin sırasıyla yandan ve üstten görünüşleri [13]	32
4.3	EEG verisi üzerine uygulanan KSA ve KSA-DVM sentez modelinin akış şeması	33
4.4	(a) 23 kanaldan alınan EEG kaydının yalnızca FP1-F7 bağlantısında meydana gelen sinyalin normalize edilmeden önceki durumu ve (b) aynı verinin normalize edildikten sonraki durumu	34
4.5	Çerçeve yerleşimi ve çakışmadan sonra yeni veri oluşumu [14]	35
4.6	a) EEG sinyalinin zaman uzayındaki temsili ve b) sinyalin Hızlı Fourier Dönüşümü sonrası frekans uzayındaki temsili	36
4.7	İki boyutlu koordinat düzleminde bipolar montajın gösterimi	37
4.8	Birden çok lokasyondan elde edilen zaman serileri üç önemli frekans bandına ayrılır. Her bir zaman dilimini temsilen topografik haritalar oluşturulur. Son olarak, öğrenme ve sınıflandırma için konvolüsyonel sinir ağına verilir [15].	38

4.9	EEG Sinyallerinin ve EEG elektrot lokasyonlarının Clough-Tocher interpolasyon tekniđi kullanılarak birleřtirilmesi ile görüntü dizisi haline getirilmesi	38
4.10	a) 3. konvolüsyon katmanı olan 'block3_conv1' isimli görseli ve b) dropout katmanının görseli	39
4.11	Örnek konvolüsyon filtresi	40
4.12	Konvolüsyon filtresi	41
4.13	Son konvolüsyon katmanının çıktıısının vektörleřtirilmesi	41
4.14	KSA-DVM sentez modeli	42
4.15	EEG veri dosyalarının KSA-DVM sentez modeli kullanılarak tasnif edilmesi ile oluřan kesinlik, hassasiyet, duyarlılık ve hassasiyet grafikleri	45
4.16	ROC eğrisi	46
4.17	ROC eğrisinin sol üste yakınlařtırılmıř ayrıntılı grafiđi	46

Tablo Listesi

3.1	Yapay sinir ađları ve biyolojik sinir ađları karşılařtırması	18
4.1	Verideki cinsiyet ve yař aralıđı	31
4.2	CHB-MIT veritabanından alınan sinyallerin büyük çođunluđu ařađıdaki bađlantı kanalları ile çift muz montaj řekli oluřturularak elde edilmiřtir.	33
4.3	Kullanılan verinin özellikleri	35
4.4	Konvolüsyonel sinir ađları katmanları ve parametreler	39
4.5	Modelin katmanlarında kullanılan parametre deđerleri	40
4.6	Optimum parametrenin bulunmasına yardımcı olan GridSearchCV sınıfında kullanılan parametreler	43
4.7	Eđitim sonrası GridSearchCV sınıfında kullanılan en iyi sonucu veren parametreler sırasıyla	44
4.8	Eđitim ve test verileri	44
4.9	Kernel dođruluk oranları karşılařtırması	44
4.10	CHB-MIT veriseti kullanılmıř olan literatürdeki çalıřmalarla KSA-DVM Sentez modelinin dođruluk oranlarının karşılařtırması	45

Kısaltmalar

Kısaltmalar Açıklama

AUC	<i>Area under the ROC curve</i>
CNN	<i>Convolutional Neural Network</i>
CPU	<i>Central Processing Unit</i>
ÇSS	Çevresel Sinir Sistemi
DVM	Destek Vektör Makineleri
EEG	Elektroensefalograf
EOG	Elektrookülogram
GPU	<i>Graphics Processing Unit</i>
GRNN	<i>General Regression Neural Network</i>
HFD	Hızlı Fourier Dönüşümü
HV	Hiperventilasyon
KSA	Konvolüsyonel Sinir Ağları
LIBSVM	<i>Library of Support Vector Machine</i>
LVQ	<i>Learning Vector Quantization</i>
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
MSS	Merkezi Sinir Sistemi
PNN	<i>Probabilistic Neural Network</i>
RBF	Radial Basis Function
ROC	Receiver operating characteristic
SVC	<i>Support Vector Classification</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
YSA	Yapay Sinir Ağları

Semboller

Semboller Açıklama

Σ	Toplam sembolü
\mathbf{X}	Giriş matrisi
W	Sinir ağındaki ağırlık
b	Bias
n	Girdi sayısı
$rand(n)$	Gauss dağılımından bir örnekleme n değeri
τ	Yineleme değeri
a	Güncelleme adımı boyutunu belirleyen öğrenme oranı
c	Vektör uzayındaki x noktasının $-1/+1$ olduğunu gösteren değer
D	Düzlemdeki noktaları ifade eden değer
E	Maliyet fonksiyonu
\hat{y}	Maliyet fonksiyonunda çıkış katmanında hesaplanan tahmin değeri
y	Maliyet fonksiyonunda eğitim setindeki kesin referans

1 Giriş

Epilepsi, bazı bireylerin beyinlerindeki hücre gruplarının zaman zaman kendiliğinden aktifleşmesi anormalliğine bağlı olarak ortaya çıkan bir sinirsel bozukluktur. Halk arasında sara hastalığı olarak da bilinir. Epileptik aktivite gerçekleştiğinde, hastada geçici bilinç kaybı, bayılma, donma, kasılma, dişlerde kilitlenme veya ağızda köpürme vb. farklı belirtiler görülmektedir. Epilepsinin teşhisinde ve tiplerinin belirlenmesinde en yaygın kullanılan veri *elektroensefalografi* (EEG)'dir. EEG kafa derisi üzerine yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla beynin elektriksel aktivitesini kaydeden bir ölçüm tekniğidir. Bu ölçümlerle, beynin farklı bölgelerinde görülebilecek elektriksel aktivitelerdeki anormallikler tespit edilebilir.

EEG bulgularının değerlendirilebilmesi için öncelikle normal EEG özelliklerinin iyi analiz edilmesi gereklidir. EEG sinyallerindeki olağanlık kişinin sara hastası olmadığını garanti etmemekle beraber, sinyallerde görülen anormallik de kesin epilepsi teşhisi için yeterli değildir. Bulguların mutlaka uzman bir hekim tarafından yorumlanması gerekir. Bulguların yorumlanması esnasında yapılacak bir yanlış teşhis; uzun süren yanlış ve gereksiz ilaç kullanımına, bu ilaçların yan etkilerine, ek mali yüke, hastanın iyileşme süresinde gecikmelere ve makro seviyede sosyal ve finansal sorunlara sebep olabilmektedir.

EEG'nin çok karmaşık bir yapısı vardır ve tecrübeli hekimler için bile yorumlanması çoğu zaman zor ve zaman alıcı bir işlemdir. Hatta sinyallerin eksik okunması veya yanlış yorumlanması ihtimali de oldukça yüksektir. Bu durumda uzman doktora yardımcı olacak bir yapay zeka sistemine ihtiyaç vardır. Tasarlanacak olan sistem EEG sinyalindeki kritik noktalara yoğunlaşarak uzmana yardımcı olacak, acil ve kesin tanı konulmasını kolaylaştıracaktır.

Yukarıda da belirtildiği gibi EEG sinyallerinin yorumlanması tecrübeye bağlı olmakla birlikte, dikkat eksikliği gibi sebeplerle insan kaynaklı hatalara açık bir durumdur. Oluşturduğumuz konvolüsyonel sinir ağları ve destek vektör

makineleri (KSA-DVM) sentez modeli sayesinde EEG sinyallerinin yorumlanması konusunda literatürde yapılan çalışmalara göre başarı oranı daha yüksek bir model geliştirilmiştir. Amacımız, EEG ile yapılan ölçümler sonucunda, kişinin epilepsi olup olmadığını belirlenmesi ve uzmanların hata yapma olasılığının minimize edilmesidir.

Konuyla ilgili, literatüre bakıldığında EEG işaretlerinin analizi üzerine birçok çalışma yapıldığı görülmüştür. Çalışmalar daha çok uyku EEG'si, sinyaller üzerindeki anormallikler, artefaktların elimine edilmesi ve hastalık teşhisi üzerinedir. Çalışmalarda daha başarılı sonuçlar alınması adına derin öğrenme ve yapay zeka teknikleri kullanılmış ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılarak optimum sonucun bulunması amaçlanmıştır.

EEG üzerinde yapılan çalışmalarda, geliştirilen metodların adil bir şekilde kıyas edilebilmesi için MIT'nin sunduğu bir veri bankası kullanılmıştır. Bu çalışmada da MIT'nin veri bankası kullanılarak sentezlenen metodun performansı ölçülmüş ve literatürdeki çalışmalarla kıyaslanmıştır. EEG kayıtlarının alınması esnasında titizlik gösterilmesi gerektiğinden *CHB-MIT Scalp EEG Database* kıyas verileri kullanılmıştır. Formatı .edf olan veriler bir Matlab tool'u olan EEGLab kullanılarak düzenlenmiştir. Sinyal analizi yöntemi olarak hızlı Fourier dönüşümü tercih edilmiştir. Veriler dalga boyları alfa, beta, teta baz alınarak işlenmiş ve elektrotların bağlanma şekline göre iki boyutlu resimler elde edilmiştir. Ham EEG verilerini görüntü dizisi haline getirmek için, EEG ölçümü sırasında kafatasına yerleştirilen elektrotlar arasından elde edilen değerlerin bu resim üzerinde temsili gösterimi, interpolasyonu ve bu resim üzerinden tahmini için *Clough-Tocher* şeması kullanılmıştır. Projede başarı oranını artırmak ve performans karşılaştırması yapmak amacıyla, KSA-DVM sentez modeli önerilmiştir. KSA ile verilerin özelliği çıkarılmış ve DVM ile eğitim yapılarak sonuçlar elde edilmiştir.

Bu tezde, öncelikle Bölüm 2'de literatürde yapılmış olan benzer çalışmalara yer verilmiştir. Çalışmanın arka planının anlaşılması için Bölüm 3'te EEG, beyin yapısı ve epilepsi hakkında temel bilgiler verilmiştir. Bölüm 4'te, EEG sinyallerinin nasıl temin edildiği, sinyallerin geçirdiği ön işlemler ve hangi yöntemler kullanılarak sonuca ulaşıldığından bahsedilmiştir. Uygulanan yöntemler dahilinde elde edilen sonuçlar karşılaştırılarak en başarılı yöntemin sentez bir yöntem olarak tasarlanan KSA-DVM olduğu gösterilmiştir. Son bölüm olan Bölüm 5'de ise sonuçlar tartışılmış ve önerilere yer verilmiştir.

2 Literatür

EEG verilerinin epilepsi teşhisinde kullanılması fikri yeni değildir. Beyin aktivitelerindeki bireysel farklılıklar ve beyin yapısının karmaşıklığından ötürü aynı bireyde dahi meydana gelen beklenmedik beyin aktivitesi değişiklikleri, sara hastalarının EEG sinyallerindeki epileptik aktivitelerin sınıflandırılabilmesini zorlaştırmaktadırlar. Bu da bu problemin hala istenen başarı ile çözülememesine neden olmakta ve bu alanda yeni çalışmalar yapılabilmesine olanak sağlamaktadır. Literatürdeki çalışmalardan bazılarında, kişisel farklılıkların sınıflandırma performansına etkisinin en aza indirilmesi amacıyla kişiye özgü EEG sınıflandırmaları da denmiştir. Biz bu çalışmada probleme genel yaklaşarak, birçok kişiden alınan verilerin topluca eğitilerek, kişiye özgü olmayan sınıflandırma ile belirlenmesi yolunu seçtik.

EEG sinyallerinin sınıflandırılmasında kullanılan makine öğrenme teknikleri çok geniş bir teknik spektrum oluşturmaktadır. Bu makine öğrenme tekniklerinin hepsinden bahsetmek zor olsa da, aşağıdaki kısımda, inceleyip değerlendirdiğimiz ve başarılı bulduğumuz birçok çalışmaya kısaca değindik. Son dönemde derin öğrenme adı verilen yapay sinir ağlarının bir alt dalı olan yapay zeka teknikleri, istatistiksel hesaplama tekniklerindeki gelişmeler ve büyük veri ile çalışırken gösterdiği başarı nedeniyle çok popüler hale gelmiştir. Bu tezdeki çalışmamız bu anlamda derin öğrenme teknikleri alt sınıfına tekabül etse de, son katmanlarının DVM ile değiştirilmesi ile bu tekniklerden farklılaşır. Önerdiğimiz metod KSA ve DVM tekniklerinin hibridlenmesi olarak tabir edilebilir.

Chan ve ark. [16], rastgele orman (*random forest*), hızlandırma (*boosting*), *naive Bayes*, k-en yakın komşu (*k-nearest neighbor*) ve destek vektör makinaları gibi önde gelen makine öğrenmesi algoritmalarının doğruluğunu, EEG sinyallerinden elde ettikleri veri seti üzerinde test etmişlerdir. Algoritmaları karşılaştırarak, bunların eğitim modelini nasıl etkilediğini anlamayı amaçlamışlardır. Genel nesne kategorilerinin algılanması, tanınması ve

sınıflandırılması için bir özellik çıkarıcının ve sınıflandırıcının kombinasyonuna ihtiyaç duyulduğunu öne süren LeCun ve ark. [17], KSA ve DVM'nin üstün yönlerini öne çıkararak hibrit bir sistem sunmuşlardır. Konvolüsyonel ağ ile özellik çıkarımı yaptıktan sonra Gaussian, DVM'nin eğittiği mimaride %5.9 hata oranı kaydetmişlerdir.

Agarap [18], standart el yazısı veri kümesi olan MNIST üzerinde çalışmalar yapmıştır. Başka bir çalışmada önerilen CNN-SVM mimarisinin doğruluk oranını arttırmayı amaçlamıştır. Bunu CNN-Softmax ile karşılaştırarak metodolojisinde bir iyileşme olduğunu göstermiştir. Sezer [19], EEG sinyallerini dalgacık analizi ile frekans alt bantlarına ayırdıktan sonra elde ettiği öz-nitelik vektörlerini inceleyip, LVQ, RBF, GRNN, MLP, PNN ve ELMAN sinir ağları gibi farklı YSA algoritmaları kullanarak, epilepsi teşhisi için otomatik sınıflandırma yapmayı amaçlamıştır. Tülay [20], alzheimer hastalığına yakalanmış kişiler ve onlarla aynı yaşta olan sağlıklı denekler üzerinde görsel uyaranlar kullanmıştır. EEG kayıtlarını baz alarak, osilasyonlar yaklaşımı ve koherans analizi ile alzheimer hastalarında beynin sol frontal ve santral bölgelerinin hastalıktan etkilendiğini tespit etmiştir. Zihinsel durum sınıflandırmayı amaçlayan Bashivan ve ark. [15], ilk olarak EEG aktivitelerini çoklu spektral görüntü dizisine dönüştürmüştür. Görüntü dizisini öğrenmek için en gelişmiş video sınıflandırma tekniklerinden esinlenen derin bir tekrarlayan konvolüsyon ağı kurmuşlardır.

Chen ve ark. [21], uygun model ve özellik seçimi ile genetik algoritma ve LIBSVM kullanarak, elde ettikleri EEG sinyalleri ile öğrencilerin asgari ve azami dikkat seviyesini otonom e-öğrenme ortamında belirlemek için özgün bir dikkat farkındalık testi (*attention awareness system*) geliştirmeye çalışmışlardır. Thodoroff ve ark. [22], Bashivan ve ark. [15]'de kullanılan yöntemi göz önüne alarak çalışma yapmışlardır. Ancak bu yöntemi otomatik epilepsi teşhisi yapmak amacıyla kullanmışlardır. Fedjaev [23], yaptığı tez çalışmasında; sol, sağ, her iki el ve dinlenme gibi hareketlerin EEG beyin sinyalleri ile ilişkisini çözmeyi amaçlamıştır. Bu doğrultuda Theano paketlerini kullanarak CPU veya GPU üzerinde çevrimdışı eğitim yapmak için tekrarlayan sinir ağı (*recurrent neural network*) algoritması geliştirmiştir.

O'Shea ve ark. [24], çalışmalarında yenidoğan nöbet tespiti için tam konvolüsyonel derin sinir ağı kullanarak ham EEG verisini öğrenen yeni bir uçtan-uca mimari sunmuşlardır. DVM tabanlı derin mimari ile karşılaştırıp benzer bir doğruluğa ulaşmışlardır. Çevikalp ve ark. [25], imge tanımda özellik çıkarımı için en çok kullanılan KSA ve Fisher vektör yapısını karşılaştırmayı amaçlayan bir çalışma yapmıştır. Wolfshaar ve ark. [26], önceden sınıflandırılmış bir sinir ağına birtakım değişiklikler yaparak, derin kon-

volüsyonel sinir ağlarının cinsiyet sınıflandırması üzerine uygulanabilirliğini araştırmışlardır. Buna ek olarak, DVM'nin performansını, değiştirilmiş sinir ağının derin özellikleri üzerinde eğiterek araştırmışlardır.

Niu ve ark. [27], iki farklı sınıflandırıcının sinerjisini birleştiren bir melez model sunmuşlardır. Farklı desen türlerini tanımakta kanıtlanmış sonuçları olan KSA ve DVM modellerini kullanarak elde ettikleri karma modeli; otomatik olarak görüntüleri ham görüntülerden ayıklamak ve tahmin üretmek için kullanmışlardır. Xiang ve ark. [28], FuzzyEn'e dayanan epileptik nöbetlerin durum muayenesi yöntemini önermişlerdir. Yöntem ilk olarak, farklı epileptik durumlardan EEG sinyallerinin FuzzyEn değerini hesaplamış ve daha sonra sınıflandırma özelliklerini elde etmek için özellik seçimi yapmıştır. Son olarak, edinilen sınıflandırma özelliklerini ve destek vektör makinelerini (SVM) eğitmek için bir ızgara optimizasyon yöntemini kullanmıştır. Ahammad ve ark. [29], dalgacık ayrıştırma olmadan dalgacık tabanlı özellikleri ve belirli istatistiksel özellikleri kullanarak, epileptik nöbet olayının otomatik olarak saptanması ve başlangıç yöntemini önermişlerdir. Normal ve epileptik EEG sinyalleri doğrusal sınıflandırıcı kullanılarak sınıflandırmışlardır.

Vieira ve ark. [30], derin öğrenmenin temelini oluşturan kavramları ve bu yaklaşımı beyin temelli bozuklukları sınıflandırmak için kullanmış olan çalışmalarını tanıtmışlardır. Sonuç olarak derin öğrenmenin psikiyatrik ve nörolojik hastalıkların biyobelirteçleri araştırmasında güçlü bir yaklaşım olabileceğini göstermişlerdir. Chambon ve ark. [31], uyku esnasında alınan EEG verilerini kullanarak, uyku aşaması sınıflandırması için derin öğrenme yaklaşımını ilk kez önermişlerdir. Shoeb ve ark. [32], kafa derisi EEG'sinin analizi yoluyla epileptik nöbetlerin başlangıcını algılayan, hastaya özgü sınıflandırıcı oluşturmak için makine öğrenmesi yaklaşımını sunmuşlardır. Chiang ve ark. [33], EEG kayıtlarından oluşan eğitim setini kademeli olarak genişletme ve yeniden eğitime yolu ile, son giriş verilerini kullanacak bir çevrimiçi eğitim yöntemi önermişlerdir. Bu yöntemi, iki değişkenli desen yönteminin makine öğrenmesi tabanlı sınıflandırmasına dayanarak geliştirmişlerdir.

Khan ve ark. [34] epileptik nöbetlerin otomatik tespiti için bir dedektör algoritması tasarlamışlardır. Bu çalışmada dalgacık tabanlı özellik çıkarma tekniği benimsenmiştir. Erçelebi ve ark. [35], yaptıkları çalışmada EEG işaretlerindeki sara nöbetlerinin tanısı için lifting tabanlı dalgacık dönüşümü kullanarak YSA ve çoklu doğrusal bağlanım (ÇDB) ile sınıflandırma yöntemini önermişlerdir. Böylelikle EEG işaretlerindeki öznelikleri tanımlayarak teşhi aşamasında hekimleri destekleyen otomatik bir sistem geliştirmişlerdir. Bashivan ve ark. [36], bir başka çalışmada

gönüllü katılımcılara Sternberg görsel hafıza testini uygulayarak EEG sinyallerini kaydetmişlerdir. Davranış seviyesinde gözlemlenen bireysel farklılıklar, bilgi kodlama - bakım sırasında iki farklı nöral yol ve birbirinden farklı mekansal operasyonlar arasında bir etkileşim olduğunu gözlemlemişlerdir.

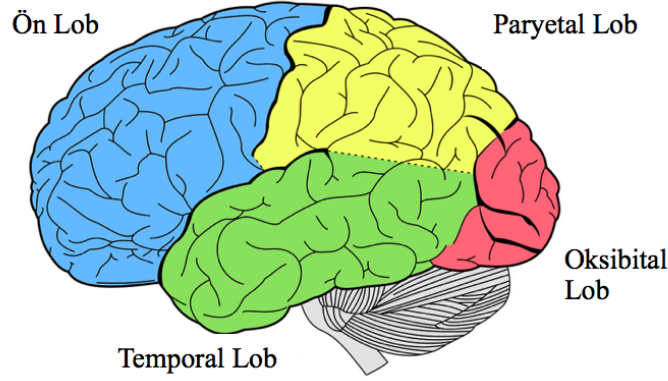
Gajic ve ark. [37], dalgacık dönüşümü ve istatistiksel desen tanıma kullanılarak epileptik nöbetlerin saptanması için EEG sinyallerini otomatik sınıflandırmayı amaçlamışlardır. Sharaj Panwar ve ark. [38], derin etiketleme yöntemleri, tür sınıflandırması, ruh hali sınıflandırması ve akor tespiti, yerel spektralden temporal yapıya kadar en sık kullanılan etiketlerle etiketlenen müzik türlerini derin öğrenme yöntemlerini uygulamışlardır. KSA kullanılarak farklı hiyerarşideki yerel özellikleri ayıklarken, yinelemeli sinir ağları kullanarak zamansal bağlamı anlamak için genel özellikleri keşfetmişlerdir. Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde çoğunlukla KSA ve DVM algoritmalarının veri tasnifinde kullanıldığı görülmektedir. Elde edilen doğruluk oranlarına bakıldığında çok başarılı bir sınıflandırma yapılamadığı göze çarpmaktadır. Ancak, bu çalışmada önerilen KSA-DVM sentez modeli ile literatürdeki çalışmalara göre çok daha yüksek doğruluk oranına ulaşılmıştır.

3 Kuramsal Temeller

3.1 Beynin Yapısı

İnsan beyni, etrafımızda olup biteni değerlendirme ve anlamlandırmamızı sağlayan, çevresel sinir sistemini yöneten, omurilik sayesinde merkezi sinir sistemi kontrolünü yapabilen, hemen hemen insanın tüm işlevlerini düzenleyen son derece karmaşık bir yapıya sahip bir organdır. Bunun dışında kalp atışı, soluk alma ve sindirim gibi istemsiz yapılan hareketler, otonom sinir sistemi ile farkına varmadan beyin tarafından yönetilir. Ortalama 1,5 kg ağırlığında olan insan beyni kişiden kişiye de farklılık gösterebilir[39].

İnsan beyininde Şekil 3.1'de olduğu gibi 5 ana lob bulunur. Bunlar frontal lob, parietal lob, oksipital lob, temporal lob ve serebellum lobudur.



Şekil 3.1: Beyin lobları [1]

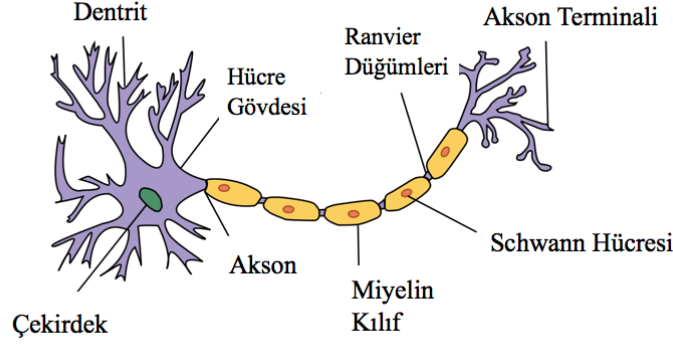
Beynin ön kısmında yer alan frontal lob, düşünme, akıl yürütme, konuşma, bilişsel yeteneklerle ilişkili bölümdür. Parietal lob; beyin sağ ve sol lobunda

bulunur. Duyuları değerlendirerek, algılanan nesnenin yerini ve yönünün saptama, okuma-yazma ve aritmetik yetenekleri barındıran bölümdür. Oksipital lob; beynin arka kısmında bulunmakla beraber, görsel uyarıcıdan (göz retinası) aldığı bilgiyi yorumlayan bölümdür. Temporal lob; ses ve kokunun algılanmasını sağlayan bu lob beynin her iki tarafında kulak hizasında şakak kısmında bulunur. Yüz ve mekan gibi karmaşık görüntüleri, uyarınları işler ve yorumlayan bölümdür. Seberellum lobu; kasların düzenli çalışmasından sorumlu vücudun dengesini sağlayan bölümdür. Kasların birbiriyle uyumlu çalışmasını sağlayarak aktif hareketi düzenler.

EEG ile yapılan ölçümler sonucunda bu lobların her birinde, nöronların toplam sinaptik aktivitesi sonucu oluşan çeşitli karakteristik özellikler taşıyan beyin dalgalarının olduğu tespit edilmiştir. Delta dalgası beynin tüm loblarında, teta dalgası temporal ve parietal lobda, alfa dalgası oksipital ve parietal lobda, beta dalgası ve gama dalgası ise parietal ve frontal lobda gözlemlenir.

3.2 Sinir Sistemi

Merkezi sinir sistemi (MSS) ve çevresel sinir sistemi (ÇSS) olmak üzere sinir sistemi iki bölümde incelenir. MSS beyin ve omurilikten oluşur. ÇSS ise MSS'nin organ ve uzuvlar arasındaki iletişimini sağlamaktadır. Sinir sisteminin temel fonksiyonel birimi nöronlardır. Nöronlar yaptıkları işlevlere göre farklı şekillerde olabilirler. Yukarıda da belirtildiği gibi yaklaşık olarak 100 milyar nöron olduğu tahmin edilmektedir [40]. Bu da bir sinir hücresinin 50,000 veya 250,000 kadar başka nöronla bağlantılı olabileceğini gösterir. Genel nöronlar incelendiğinde soma, dentrit, akson ve terminal butonlar gibi 4 farklı yapı içerdiği görülür. Ek olarak nöronun başka bir kısmı olan miyelin kılıf aksonun üzerinde yer alır ve elektriksel aktivitenin hızlandırılmasına yardımcı olur. Şekil 3.2'de bir nöronun yapısı gösterilmiştir. Nöronlar arası bilgi iletimi sırasında oluşan elektriksel aktivite şimdiye kadar keşfedilmiş 5 farklı beyin dalgasını (alpha, beta, gama, theta ve delta) meydana getirir. İşte bu dalgalar bize; derin uyku, hayal kurma, relaksasyon, meditasyon, konsantrasyon, problem çözme, öğrenme, anksiyete, hafıza ve bilgi işleme gibi durumları bildirir. Bunun yanında beyinde hücrelerin kontrol dışı davranışları, ani ve aşırı deşarjları, otonom sinir sisteminde oluşan disfonksiyonel durumları ve bunun gibi çeşitli anormallikler sonucu meydana gelen rahatsızlıklar, bize yine aynı şekilde beyin dalgaları ile durumu bildirirler.



Şekil 3.2: Sinir hücresinin yapısı [2]

Temel olarak nöron ve glia olmak üzere iki farklı hücreden meydana gelmiştir. Glia hücreleri temel olarak nöronları korumakla görevli olmakla birlikte; destek, beslenme, miyelin kılıf oluşturarak sinirlere iletimi kolaylaştırırlar. Nöronlar ise hayati içerikli diyebileceğimiz bilgiler taşıyıcı ve sinir sisteminin temel fonksiyonel birimidir. İnsan beyni yaklaşık olarak 100 milyar nöron içerir [41].

3.3 EEG

EEG, beyinde nöronlar arası etkileşim sonucunda ortaya çıkan elektriksel etkinliğin tespitine yardımcı olan bir yöntemdir. Başın üzerine yerleştirilen elektrotlar sayesinde nöral etkinlikler ile üretilen elektrik sinyallerinin ortalamasının alınması durumunda oluşan beyin dalgaları algılanır.

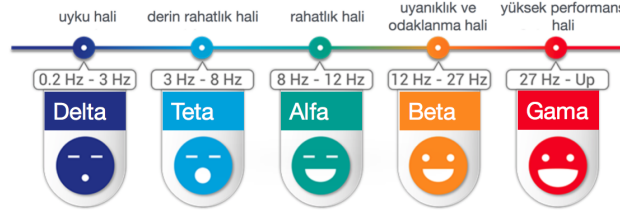
Tam periyodik olmamasına karşın ritmik olarak adlandırılan EEG dalgaları, beyin aktivite (fizyolojik veya psikolojik) durumuna göre genlik, frekans ve şekil bakımından farklılık gösterir. Veriler karmaşıktır, zaman dizisine (time series) bağlı olarak yüksek geçici çözünürlük ile örneklendirilir ve uzaysal olarak beyin birçok lokasyonunda bir uçtan diğer uca yayılır. Beyindeki sinir hücrelerinde, hücre içi ve hücre dışı iyonik akım debisinden kaynaklanan voltaj dalgalanmaları meydana gelir [42].

EEG sinyallerinin genliği 10-200 μV aralığında iken, frekansı ise 0,5-40 Hz aralığındadır. EEG dalga şekilleri 5 farklı frekans bandında sınıflandırılmıştır. Bunlar alfa, beta, gama, teta ve delta olarak adlandırılmıştır [43].

Normal EEG dalga şekilleri, birçok dalga şekli türü gibi, genliğine, frekansına ve lokasyonuna göre tanımlanır: Frekans, EEG sinyalini normal veya anormal

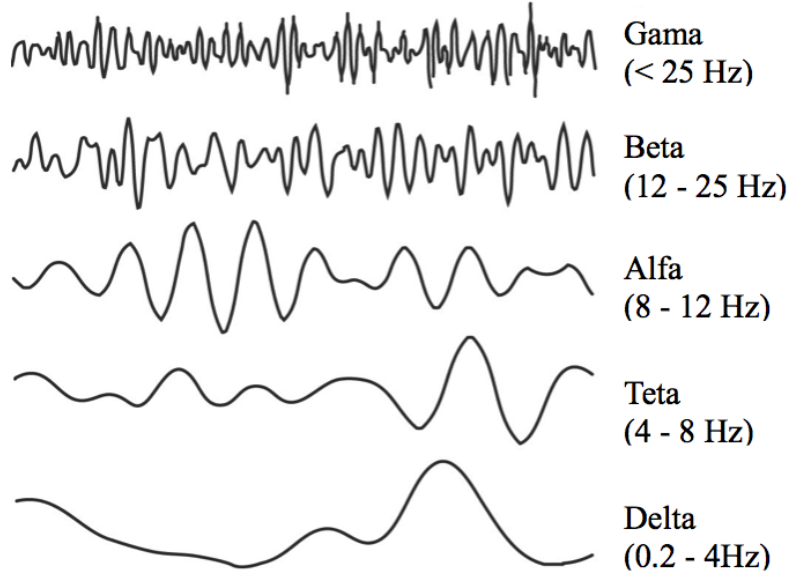
olarak tanımlayabileceğimiz karakteristik bir anahtardır. 8 Hz ve üzeri frekansa sahip çoğu dalga uyanık bir yetişkinde normal bir bulgudur. 7 Hz ve alt frekansa sahip dalgalar çocuklarda ve uyuyan yetişkinlerde normal olmasına karşın uyanık bir yetişkinde anormal olarak sınıflandırılır. Bazı durumlarda ise yaşa göre, frekansın dalga şekilleri ve uyanıklık durumunda açığa çıkan dalga şekilleri anormal dalga formunda gözlemlenir. Bu dalgalar ritimde veya genlikte bozukluk gösterirler. Bazı dalgalar kafatasındaki yeri veya dağılımı, şekli ve simetrisi ile tanınır. Uyanıklık ve uyku durumunda dalga modeli normaldir. Bir dalganın morfolojisi, uykunun ikinci evresinde iken kafatasının tepesinde görülen tepe dalgalar (V) veya çeşitli ensefalopatilerde ortaya çıkan 3 fazlı dalgalar gibi belirli şekillere benzerlik gösterebilir [44].

İlk olarak okunan EEG sonuçları voltaj ölçümü içerir, frekans uzayında sinyalleri incelemek için spektral analiz uygulanır. EEG dalgaları yukarıda da belirtildiği gibi periyodik dalgalar değildir. Şekil 3.3'de farklı beyin aktiviteleri sonucu ortaya çıkan ve sıkça gözlenen frekans aralıkları gösterilmektedir.



Şekil 3.3: Beyin dalgalarının frekansa göre sınıflandırılması [3]

Kafatası dışındaki sensörlerde meydana gelen gürültüden dolayı EEG verilerinin analizi ve etkili biçimde modellenmesi sınırlandırılmıştır. Beyindeki elektriksel aktivite, nöral dalgalanmalarda gözlenen veya kaydedilen frekans aralığı bakımından analiz edilebilir [45].



Şekil 3.4: Beyin dalgaları ve frekans aralıkları [4]

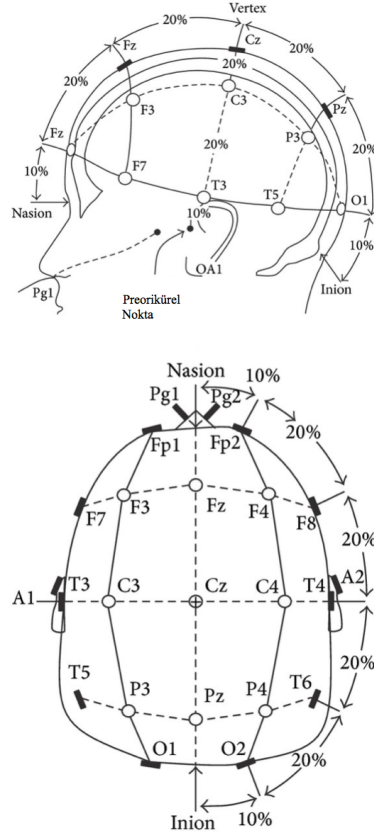
Dalga yapıları frekans aralıkları ile birlikte Şekil 3.4'de gösterilmiştir. Delta dalgaları; derin uyku durumları, bilincin olmadığı durumlarda veya beyin aktivitelerinin çok düşük seviyede olduğu durumlarda ortaya çıkan dalgalardır. Şimdiye kadar gözlenmiş olan 5 beyin dalgası içinde en yavaş olanıdır. 0.5-4 Hz aralığında gözlenen bu dalgalar tüm memelilerde görüldüğü gibi diğer hayvan türlerinde de görülebilir. Talamusta ve kortekste nispeten daha yüksek seviyede olabilir. Bazı durumlarda delta dalgalarında artış veya düşüş görülmesi; fizyolojik bozukluklar, besin metabolizmasında tehlikeli reaksiyonlar, kimyasal değişim ve nedeni bilinmeyen rahatsızlıklardan dolayı ortaya çıkabilir.

Teta dalgaları; derin rahatlama, rehavet, dalgınlık, yetişkinlerde duygusal gerginlik gibi beyin aktivitelerinin yine düşük denilebilecek seviyede olduğu durumlarda ortaya çıkan dalgalardır. Bu dalgalar 3-8 Hz aralığında gözlenir. Alfa dalgaları; rahatlama, meditasyon, uyarılmama durumunda, herhangi bir konsantrasyon olmaksızın uyanıklık durumunda ortaya çıkan alfa dalgaları bilinçli düşünce ile bilinçaltı zihin arasında bir bakıma köprü görevi görür. Bu dalga türü teta ve beta dalgaları arasında frekans aralığına sahiptir. 8-12 Hz aralığında gözlenen bu dalgalar sinüzoidal biçime en çok benzeyen dalgalardır. Bu dalga türünün en iyi tespit edildiği yer beynin her iki yanında ön kısımda yer alan frontal korteks bölgesidir. Genellikle yetişkinlerde tüm yaş grubunda gözlemlenebilir. Ancak uyku durumunda ortadan kaybolurlar.

Çoğu alfa dalgası normal olarak gözlenmesine karşın anormal alfa dalgaları beyin kanaması gibi durumlarda saptanır. Buna ek olarak, umutsuzluk, stres durumu, dikkat dağınıklığı gibi durumların önüne geçmek, alfa dalga boyundaki (50 μ V) ses frekansına sahip ses videolarını dinlemekle mümkün olabilir ve başarı elde edilebilir.

Beta dalgaları; stresli, sınırlı durumlarda, tekrarlayan baş ağrıları sırasında, odaklanma ve konsantrasyonun sağlanamadığı durumlarda ortaya çıkan Beta dalgaları 12-27 Hz aralığında değişen hızlı aktivitelere sahiptir. Beynin her iki yarım küresine de simetrik dağılım gösterir ve tüm yaş gruplarında gözlenebilir. Yüksek frekansa ve düşük genliğe sahip olan bu dalgaların aktivitesi, kafein veya diğer uyarıcı nitelikte olan besinler tüketildiğinde doğal olarak artacaktır. Genellikle ön bölgeden kaydedilir. Alfa dalgaları yayan bir kişi ses veya ışık gibi bir uyarıcı ile uyarıldığı zaman alfalar basık hale getirilerek neredeyse genliği 4 kat daha küçük olan beta dalgalarına dönüşürler. Gama dalgaları; şimdiye kadar ölçülmüş olan beyin dalgaları içinde en hızlı olan dalga şeklidir. 27 Hz ve üzeri frekansa sahip olan gama dalgalarının genlikleri daha düşüktür ve öğrenme, hafıza ve bilgi işleme için önemlidir. Gama beyin dalgaları, yüksek seviye bilgi işleme, aktif öğrenme, konsantre olma, bilinçli olma ve bilişsel işleyiş durumunda ortaya çıkar. Örnek olarak, araba kazasından hemen önce veya kaza anında beynin herhangi birşeyi çok hızlı işlemesi gerektiğinde gama dalgası devreye girer.

3.4 EEG ile Beyin Dalgalarının Ölçümü ve Bağlanma Şekli



Şekil 3.5: 10-20 EEG elektrot konumu sistemi [5]

EEG beyindeki nöronların, hem uyku hemde uyanıklık durumunda ürettiği elektriksel faaliyetin, kağıt üzerine beyin dalgaları şeklinde işlendiği mekanizmadır. EEG sinyalinde çekim küçük elektrotların deriye yerleştirilmesi ile pasta veya jel denilen iletken bir madde aracılığı ile yapıştırılması ile gerçekleştirilir. Sinyallerin ölçümünde genellikle genlikten kaynaklı bazı problemler ortaya çıkabilir. EEG sinyali, dıştan içe doğru; *dura mater* (beyin zarının en üst tabakası), serebrospinal sıvı ve kafatasından geçerek kafa derisine ulaştığında, genliği tepeden tepeye 1-100 μV , frekansı ise 0,5-100 Hz aralığındadır. Elektrot malzemesi ve saçlı deriye temas ölçümler sırasında son derece önemlidir. Elektrotların yerleştirileceği en uygun yerler beyindeki frontal, parietal, temporal veya oksipital loblarıdır. En yaygın olarak

kullanılan yerleşim şeması 10-20 EEG elektrot sistemi kullanılarak, kayıtlar FP1, FP2, F7, F3, Fz, F4, F8, FT7, FC3, FCz, FC4, FT8, T7, C3, Cz, C4, T8, TP7, CP3, CPz, CP4, TP8, P7, P3, Pz, P4, P8, O1, Oz ve O2 olarak adlandırılan 30 kanaldan alınmakta, ayrıca 2 tane de göz kanalı için elektrot kullanılmaktadır (EOG kanalları). Şekil 3.5’de görüldüğü gibi, baş dört standart nokta ile belirlenmiştir (F, C, T ve P).

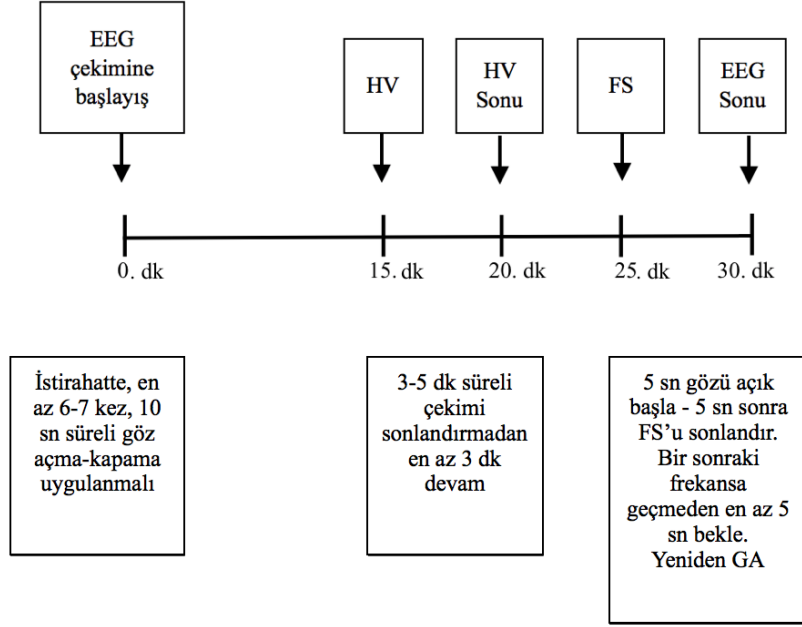
3.5 Epileptik Rahatsızlıklar

Beyindeki anormal veya senkron nöral aktivite sonucu gelişen geçici işaretler veya semptomlar epileptik nöbet olarak adlandırılır. Epilepsi ise beyin sürekli epileptik nöbet oluşturmaya yatkınlığı ile karakterize bir nörolojik bozukluktur ve bu durum nörobiyolojik, kognitif, psikolojik ve sosyal sonuçlara neden olur [46]. Epilepsi tanısı nöroloji uzmanı tarafından değerlendirilerek konulmalıdır. Bu durumda doğru tanı koyulması çok önemlidir. Hasta ve hastayı atak (*seizure*) geçirirken gören kişilerden bilgi alınması (atak öncesi, atak seyri ve atak sonrası) ve özgeçmiş sorgulaması yapılmalıdır. Kesin sonuç alınmaması ve kesin tanı konulamaması durumunda, laboratuvar sonuçları, EEG ve nörogörüntüleme bulguları gibi ek incelemeler yapılmalıdır.

Nöbetin başlangıcında, aura, otonomik belirtiler, korku hissi, epigastrik yükselme gibi nedenlerin varlığı da araştırılmalıdır. Şu belirtiler görüldüğünde epilepsi tanısı koyulabilir: En az iki tetiklenmemiş (veya refleks) nöbetin 24 saat ara ile meydana gelmesi, tetiklenmemiş bir nöbet (veya refleks nöbet) ve önümüzdeki 10 yıl içinde tekrarlayan nöbet görülmesi olasılığının %60’dan fazla olması, epilepsi sendromu tanısı, risk ve etyolojik neden tam olarak bilinmiyorsa ikinci nöbet sonrası epilepsi tanısı konulmalıdır [46].

Tetikleyiciler var olan epilepsi yatkınlığında ve epilepsi hastalığında nöbeti kolaylaştıran etkenlerdir. Menstruasyon gibi hormonal değişiklikler, stres, ateş veya sistemik enfeksiyon, uyku deprivasyonu, aşırı alkol, sedatif veya alkol kesilmesi, antiepileptik ilaç azaltılması veya yetersiz antiepileptik tedavisi, elektrolit dengesizliği (düşük kan şekeri, sodyum, kalsiyum ve magnezyum sapmaları gibi) ve sıcak su, şekil, ışık uyararı gibi refleks durumlar [47]. Şekil 3.6’de EEG incelenmesindeki aktivasyon yöntemler gösterilmiştir. Çekime başlarken istirahat halinde ve yaklaşık 10 sn süreyle göz açma-kapama uygulanır. Daha sonra hiperventilasyon (HV) ve fotik stimülasyon uygulanır. HV en az 3 dakika yapılmalı ve çekim HV sonrası en az 2 dakika devam etmelidir. Fotik stimülasyon, HV sırasında veya sonrasında ilk 3 dakika içinde

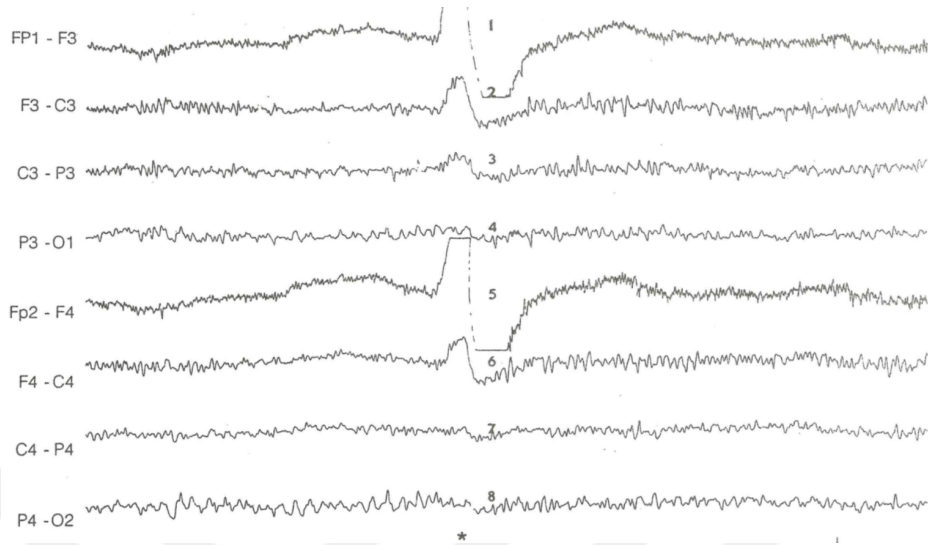
yapılmamalıdır [46].



Şekil 3.6: EEG aktivasyon yöntemleri

EEG çekimi sonrası epilepsi teşhisi sırasında incelenen beyin dalgalarının patolojik dalga olup olmadığı incelenir. Patolojik dalgalar; keskin karakterli yavaş dalgalar (70 Hz'in altında), diken dalgalar, kişi uyanık ancak sadece gözleri kapalı olduğu anda meydana gelen alfa dalgası ve dalganın iniş ve çıkış açısının eşit olmaması gibi durumlarda meydana gelen dalgalardır.

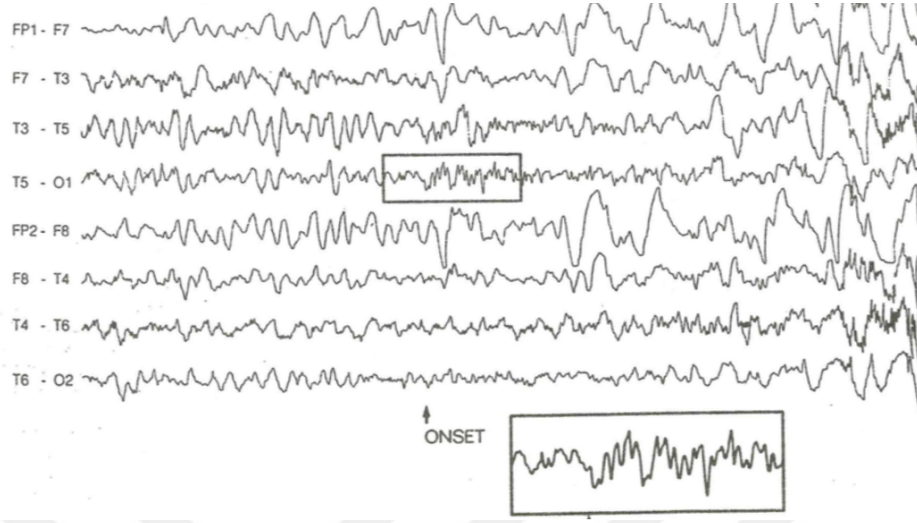
Yapılan araştırmalar doğrultusunda epileptik ataklar için 0,5 Hz-29 Hz sinyal aralığının en çok aktivite görülen aralık olduğu gözlemlenmiştir. Bağlantı sonrası, hastanın durumuna göre EEG çekiminde meydana gelen normal ve anormal formda dalgalar gözlemelenebilir. Örnek dalga formları Şekil 3.7, 3.10, 3.9'daki gibidir.



Şekil 3.7: Şekilde görülen sinyal örneği 25 yaşındaki bir hastaya aittir. Normal uyuklama ve uyarı anında alınan sinyalde, göz açılmasıyla birlikte FP1-FP2 ön uç (*frontal polar*) ve F3-F4 üst ön (*superior polar*) kanallarda aniden elektronegatiflik üretilmiştir [6]. Bu ani değişim asteriks (*) ile gösterilen bölgededir.



Şekil 3.8: 36 yaşındaki hastaya ait olan sinyal, M1, T3 ve F7'de gösterildiği gibi elektronegatif dikenler (*spikes*) sık sık görülmektedir. Bu sinyaller normal olup geçici dikenlerin yapısı gösterilmiştir [6].



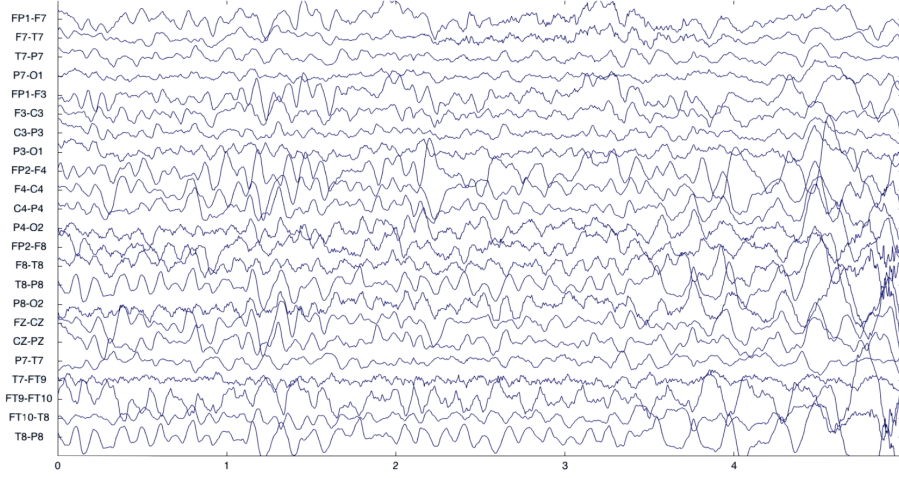
Şekil 3.9: 14 yaşındaki hastaya ait olan sinyallerdir. Diffüz teta ve delta, bu genel jeneralize nöbetin fokal başlangıcını gizleyebilir. Sol oksipital olan O1 de 15 Hz'lik ritmik dalgalar T5 e doğru 3-5 Hz'lik ritmik dalgalar şeklinde yayılım göstermiştir. Atak ilerledikçe dikenler daha da belirgin hale gelmektedir [6].

Elde edilen ham verilerin işlenmesi, dalgaların frekans aralıklarının gürültüsüz şekilde daha net olarak belirlenmesi için, EEGLAB Matlab Tool ve hızlı Fourier dönüşümü [38] kullanılmıştır.

3.6 EEGLAB ile Veriyi Görselleştirme

EEGLAB, herhangi bir sayıda kanalın EEG verilerini işlemek için MATLAB ortamında çalışan bir araçtır. Mevcut fonksiyonlar arasında EEG verileri, kanal ve olay bilgisi içe aktarma, veri görselleştirme (kaydırma, kafa derisi haritası çizimi, dipol model çizimi ve artı çoklu-deneme ERP-resim grafikleri), ön işleme (artefakt reddi, filtreleme, epok seçimi ve ortalama alma dahil), bağımsız bileşen analizi ve veri yeniden örnekleme dayalı önyükleme istatistiksel yöntemlerle desteklenen kanal ve bileşen çapraz uyumunu içeren zaman/frekans ayrıştırılmaları yer almaktadır [48].

Aktarılan örnek dosyadaki sinyallerin örnekleme frekansı 256 Hz'dir. Hastanın atak geçirdiği 2996-3036 saniye aralıklarında analiz yapılmıştır. Daha sonra verilerin işlenmesi ve uygun formata getirilmesi için EEGLAB kullanılarak .csv uzantılı dosya olarak kaydedilmiştir.



Şekil 3.10: EEGLAB kullanılarak 256 Hz örnekleme frekansı ile 2996-3036 Hz aralığındaki sinyallerin görsellenmesi

3.7 Yapay Sinir Ağları

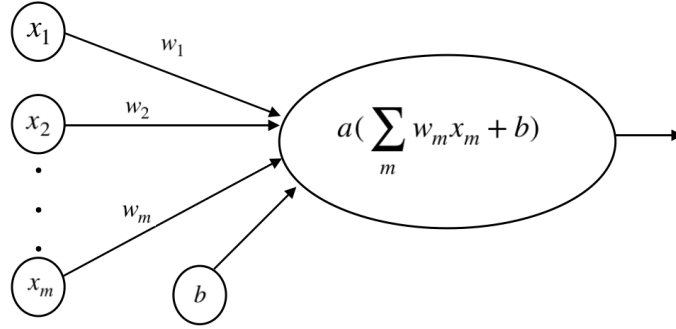
Yapay sinir ağları biyolojik öğrenmeyi temel alan ve canlı organizmalarda bulunan biyolojik sinir yapısından esinlenerek geliştirilmiş bir modeldir [49]. Mühendislikte ve bilgisayar bilimlerinde sıkça kullanılan YSA, beyindeki nöronlardan ilham alınarak oluşturulmuş bilgi akış sistemidir [50].

Tablo 3.1: Yapay sinir ağları ve biyolojik sinir ağları karşılaştırması

Biyolojik Sinir Sistemi	Yapay Sinir Sistemi
Nöron Hesaplama	Yapan Düğüm
Dentrit	Toplama Fonksiyonu
Hücre Gövdesi	Transfer Fonksiyonu
Akson	Çıkış Düğümleri
Sinapslar	Ağırlıklar

YSA, basit işlem üniteleri olarak çalışan ve nöron olarak da bilinen birbirleriyle bağlantılı düğümlerden oluşan bir ağıdır. Her nöron, biyolojik sistemlerde sinapslarla karşılaştırılabilir, ağırlıklı bağlantılar kullanan bir veya daha fazla nöron ile iletişim kurar. Yapay sinir ağları ve biyolojik sinir ağları, nöronlar

arasındaki bağlantılarda saklanan öğrenme sürecinde ve bilgi edinme yönteminde benzerlik gösterir [51]. Yapay sinir ağlarının modellenen en basit birimi olan algılayıcı, Şekil 3.11’de olduğu gibi tek bir nöron hesabı içerir. Algılayıcı bir veya birden fazla giriş değeri, bir işlem ve bir çıktıdan oluşur. Tüm sinir ağı modellerinde x_i giriş değerlerini, w_i ağırlıklandırma katsayılarını, b ise *bias* değerini ve y ise ağıın çıktısını ifade eder.



Şekil 3.11: Giriş katmanı, ağırlık katsayıları ve bias içeren bir algılayıcı örneği

Bir algılayıcıya karşılık gelen aşağıdaki denklemde 3.1, y değeri x 'e bağlı bağımlı ve x değeri bağımsız bir değişken olmak üzere doğrusal bir fonksiyondur. Bu basit sinir ağı problem üzerinde örneklenecek olursa,

$$y = Wx + b, \quad (3.1)$$

\mathbf{X} , epilepsi hastasının beyin sinyaline ait bir resmin matrisi, y , resmin hastalık sinyaline benzerlik oranına dair skoru verir. W ve b parametreleri ise çıktı y değerini daha da iyileştirmek için kullanılır. Amaç en iyi sonucu verecek W ve b parametrelerini hesaplamaktır.

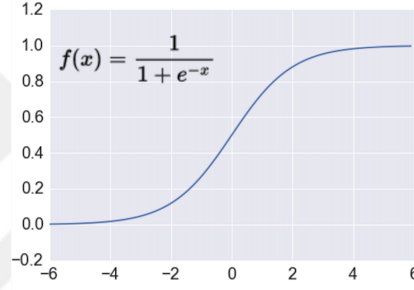
3.7.1 Katmanlar

Sinir Ağlarında, nöronlar katmanlar içinde yapılandırılmıştır. Genel olarak; giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olarak belirlenmiştir. Her katman kendi girdilerini önceki katmandan alır ve ürettiği çıktıları bir sonraki katmana aktarır. Giriş katmanının düğüm sayısını giriş verilerinin boyutu belirler. Ara katman olarak da adlandırılan, giriş ve çıkış katmanı arasında yer alan gizli katman, ağ içindeki hesaplamaları yapar. Gizli katmandaki nöron sayısı ne kadar çok olursa, model o denli derindir. Üçten fazla gizli katmanı olan

sinir ağırları, derin sinir ağırları olarak adlandırılır [23]. Tüm bu işlemlerden sonra elde edilen sonuç, net girdi olarak değerlendirilerek ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek çıktı, (y) , elde edilir.

3.7.2 Aktivasyon Fonksiyonları

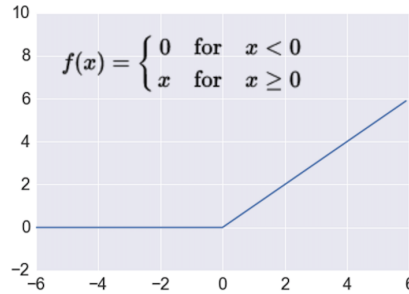
Hücreye gelen net girdinin işlenmesi ve bu girdiye karşı üretilen çıktı, aktivasyon fonksiyonları tarafından belirlenir. Aktivasyon fonksiyonları çok katmanlı sinir ağlarında doğrusal olmayan dönüşüm işlemleri için kullanılır. Ve bu sayede sinir ağlarına doğrusal olmayan özellik kazandırır. En çok tercih edilen aktivasyon fonksiyonları aşağıdaki gibidir.



Şekil 3.12: Sigmoid aktivasyon fonksiyonu grafiği [7]

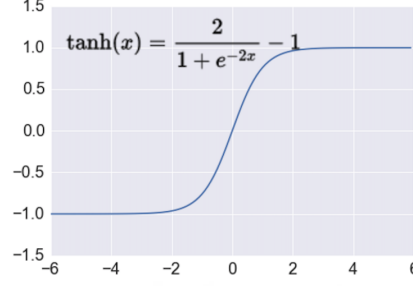
Sigmoid fonksiyonu, Şekil 3.12’de görüldüğü gibi lojistik fonksiyon olarak da bilinen ve doğrusal olmayan yapısından dolayı sık kullanılan bir aktivasyon fonksiyonudur. Girdi değerlerinin herbiri için 0 ile 1 arasında değerler üretir [52].

Rectified linear unit (ReLU), gizli katmanda en çok kullanılan aktivasyon fonksiyonudur. Giriş değerinin 0’dan küçük olduğu durumda 0, büyük olduğu durumlarda ise giriş değerini döndüren fonksiyonlardır [53].



Şekil 3.13: ReLu aktivasyon fonksiyonu grafiği [7]

Tanjant hiperbolik (\tanh) aktivasyon fonksiyonu, sigmoid fonksiyonuna benzer bir fonksiyondur. Farklı olarak, girdi değerlerinin herbiri için -1 ile 1 arasında değerler üretir.

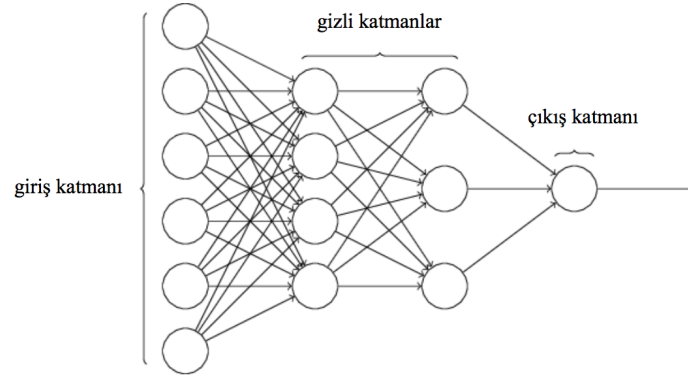


Şekil 3.14: tanh aktivasyon fonksiyonu grafiği [7]

Softmax fonksiyonu, denklem 3.2'de formüle edildiği gibi, sınıflandırma problemlerinde çıkış katmanında en çok tercih edilen aktivasyon fonksiyonudur. Çıkış nöronları üzerinde normalleştirilmiş bir olasılık dağılımı sağlar [54].

$$\text{softmax}(x)_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_m e^{x_m}}, \quad (3.2)$$

Çok katmanlı algılayıcı (*multi-layer perceptron*), doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonuna sahip birden fazla nöronun birbirine hiyerarşik bir yapıyla bağlandığı yapay sinir ağı mimarisidir. İleri beslemeli, geri beslemeli, tam bağlantılı ve birden çok gizli katmana sahip bir yapısı vardır.



Şekil 3.15: İki gizli katmanı olan çok katmanlı algılayıcı [8]

Giriş katmanında herhangi bir işlem yapılmaz. Ara katman (gizli katman) sayısı ise isteğe bağlı olarak değiştirilebilir. Giriş katmanında olduğu gibi çıktı katmanında da eleman sayısı probleme bağlı olarak değişir.

Maliyet fonksiyonu, gerçek değer ile elde edilen değer arasındaki farktır.

Bir hipotezin doğruluğu maliyet fonksiyonu kullanılarak ölçülebilir. Tüm sonuçlar, maliyet fonksiyonu formülü genellenerek 3.3'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - y_i)^2 = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x_i) - y_i)^2, \quad (3.3)$$

genel olarak kullanılan maliyet fonksiyonları hataların karelerinin toplamı,

$$SSE(y, \hat{y}) = \sum_{n=1}^N (y_n - \hat{y}_n)^2, \quad (3.4)$$

ortalama karesel hata,

$$RMSE(y, \hat{y}) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (y_n - \hat{y}_n)^2}{N}}, \quad (3.5)$$

çapraz entropi,

$$CE(y, \hat{y}) = \frac{-1}{N} \sum_{n=1}^K \sum_{k=1}^K -y_n^k \log_{\hat{y}_n}^k, \quad (3.6)$$

olarak sıralanabilir. Yapay sinir ağlarında eğitim için genellikle kullanılan çapraz entropidir. Eğitim sırasında bir hata işlevi olarak kullanmak ve uygun bir seçim yapmak için çeşitli özelliklere sahiptir. Fonksiyon her zaman negatif değildir (çapraz entropi >0) ve gradyan alçalma ile geri yayılma algoritmasını kullanan eğitim sürecini içerir.

Ağ yapısının başlangıcında, ağırlıklar W ve b başlangıç değerleri olarak belirlenir. Farklı başlangıç değeri belirleme yöntemleri vardır, ancak genel yargı pozitif ve negatif ağırlıklardır. Bununla birlikte, ağırlıklara evrensel olarak sifra atanmamalıdır. Simetriyi kırmak için ağırlıklar genellikle küçük rastgele değerlere sınırlanır [55]. Ağırlıkların 0 veya sabit bir değerle başlatılması öğrenme esnasında sorun oluşturacağından tercih edilmez. Yaygın olarak kullanılan prosedür, giriş birimleri sayısına göre ölçeklendirilmiş varyanslı bir Gaussiandan ağırlık vektörü çizmektir.

Gradyan iniş, bir fonksiyonun minimumunu bulan birinci mertebeden yinelemeli optimizasyon algoritmasıdır. Farklılaştırılabilir bir aktivasyon fonksiyonunu benimseyen, gelişmekte olan maliyet fonksiyonunun en aza indirilmesi için iniş yinelemeli şema olarak da tanımlanabilir [56]. Ağ yapısının başlangıcında, ağırlıklar w ve bias değeri rastgele Gaussian dağılımı kullanılarak başlatılır. Ardından maliyet fonksiyonunun bütün ağırlıkları ile ilgili türevleri ve ağıdaki bias değerleri hesaplanır. *Gradient descent* veya *stochastic gradient descent* kullanılarak tekrar güncellenir.

$$\Delta w_i(\tau + 1) = -a \frac{\partial E}{\partial w_i}, \quad (3.7)$$

$$w_i(\tau + 1) = w_i(\tau) + \Delta w_i(\tau + 1), \quad (3.8)$$

denklemlerinde, $\Delta w_i(\tau + 1)$ ağırlık güncellemesi, τ yineleme değeri, a güncelleme adımı boyutunu belirleyen öğrenme oranı ve E maliyet fonksiyonudur. Aynı güncelleme değerleri bias değerleri için de uygulanabilir.

$$w_{ij}^l = \frac{\sqrt{n}}{2} \text{rand}(n) \quad (3.9)$$

denkleminde ise ağırlık değerlerinin Gauss dağılımına göre güncellenmesi formülize edilmiştir. Bu denkleme göre, n girdi sayısını, w_{ij}^l l katmanındaki i. nöronu l+1 katmanındaki j. nörona bağlayan ağırlığı, $\text{rand}(n)$ Gauss dağılımından bir örnekleme olan n değerini ve $\frac{\sqrt{n}}{2}$ terim varyansı ölçeklendirmeyi ifade eder.

Geri yayılım, ağıdaki her bir nöronun neden olduğu hatayı hesaplamak için YSA'da kullanılan bir yöntemdir [56]. Hata, çıkış katmanı nöronlarında hesaplanır ve ağ üzerinden geri yayılır [23]. Öğrenme işleminin her iterasyonunda ağırlık değerlerinin güncellenmesini ve ağ üzerinde geriye dönük olarak gradyan hesabın yapılmasını sağlar. Hesaplama süresi veri miktarı ile doğru orantılıdır. Bu nedenle veri seti küçük yığınlara ayrılarak öğrenme sırasında kolaylık sağlanır.

3.8 Derin Öğrenme

Derin öğrenme, bilimsel toplulukta dikkat çeken ve konuşma ve görsel tanıma gibi alanlarda ölçüt kayıtlarını kıran bir makine öğrenme yöntemleri ailesidir [30]. Derin sinir ağlarının başarısı ise hem teknolojik hem de bilimsel

ilerlemelere bağlanabilir. Son yıllarda doğal dil işleme [57], dil tanıma [58], görüntü işleme [59], ses kodlaması ve sınıflandırılması [60, 61] ve anlamsal etiketleme [62] gibi alanlarda son derece başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Yapay zeka geliştirmede de kullanılan bu yaklaşım günümüzde bir çok şirket tarafından ürün geliştirmede GPU'ları kullanılmaktadır. GPU, CPU'ya göre makine öğrenme modellerini kullanırken, yüksek veri hacmine rağmen daha az güç harcaması açısından daha avantajlıdır. Sinir ağlarında yaygın olan hızlı ve verimli matris ve vektör çarpımları, günümüzün güçlü GPU'larının CPU'lara göre üstün yönleridir [63]. Diğer taraftan, her ikisinin de gizli katmanlarda aynı sayıda nöron sayısına sahip olduğu gerçeği göz önüne alınarak, sığ ağlar üzerindeki derin ağların avantajı hakkında teorik bilgiler elde edilmiştir. Bunun nedeni, artan derinliğe sahip modellerin üstel büyümesidir [64, 65].

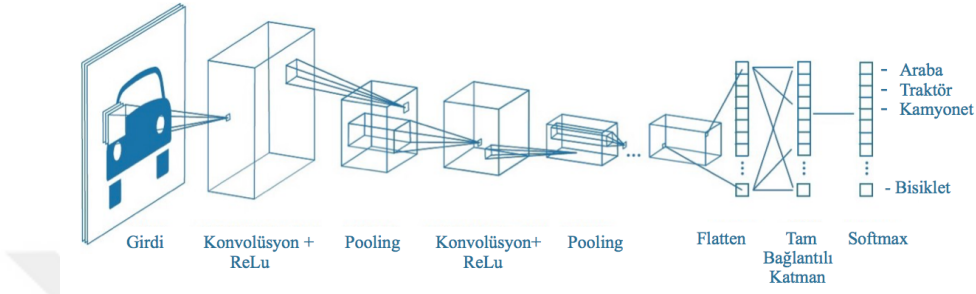
Derin öğrenme mantığının projelerde uygulanması için geliştirilmiş birçok kütüphane bulunmaktadır. Başlıcaları Google'a ait TensorFlow [66], Theano [67], Microsoft'a ait CNTK [68], Facebook'a ait PyTorch [69], Keras [70] veya Caffe [71] gibi kütüphanelerdir.

Bu projede kullanılan kütüphane ise Keras'tır. Bu kütüphanenin tercih edilmesinin sebebi, diğerlerine göre daha gelişmiş bir kütüphane olmasının yanı sıra modüler ve hızlı çalışmalar için uygun olmasıdır. Aşağıda bu tezde kullanılan KSA olarak adlandırılan derin öğrenme modelinden bahsedilecektir.

3.8.1 Konvolüsyonel sinir ağları

Birden fazla konvolüsyon katmanından [63] oluşan ve bu katmanlarda doğrusal olmayan fonksiyonların bulunduğu yapılardır. Geleneksel ileri beslemeli sinir ağlarında bir katmandaki tüm nöronlar sonraki katmanın bütün nöronlarına bağlıdır. Bu tür bağlı katmanlar tam bağlı katman olarak bilinir. Convnets olarak da bilinen KSA'da tam bağlı katmanlara ek olarak, çıkış üretmesi için giriş katmanına konvolüsyon uygulanır. Her katmana farklı filtreler uygulandıkta sonra sonuçlar birleştirilir. Eğitim boyunca KSA, filtrelerin özneliklerini, gerçekleşmesini istediği işleme göre otomatik olarak öğrenir. Böylece baştan sonra doğru her katmanda görüntüye ilişkin öznelikler basitten karmaşığa doğru öğrenilmiş olur [72]. İleri yönlü bir sinir ağı olan KSA algoritması da, hayvanların görme merkezinden esinlenilerek ortaya atılmıştır [73]. LeNet isimli mimari, 1988 yılında Yann LeCun tarafından ortaya atılmış ilk KSA ağıdır [74].

Konvolüsyonel sinir ağları kullanarak elde edilen en iyi sonuçlar görüntü işleme üzerine olmuştur. Ancak bunun yanı sıra tahmin problemleri [57], sınıflandırma [33, 15], cümle modelleme [75] gibi birçok alanda da başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

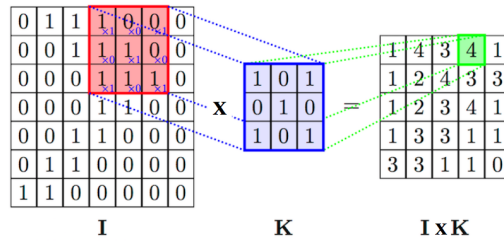


Şekil 3.16: Araba resmi üzerine KSA uygulanması aşamaları [9]

Şekil 3.16'deki örnekte de görüldüğü gibi KSA, konvolüsyon katmanı, pooling katmanı ve tam bağlantılı katman gibi yapıları içerir.

3.8.1.1 Katmanlar

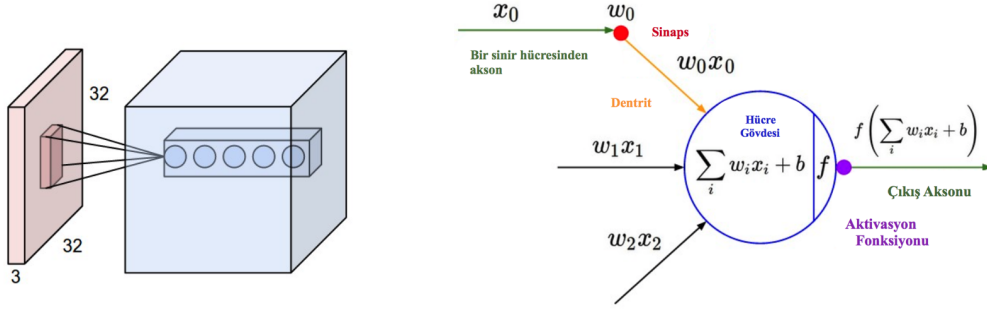
Genel itibarıyla matris üzerinde kayan bir pencere fonksiyonudur. Konvolüsyon katmanı, girdideki yerel bölgelere bağlanan nöronların çıktısını hesaplar. Hesapların her biri, ağırlıkları ve giriş hacmine bağlı oldukları küçük bir bölge arasındaki skaler çarpımıdır.



Şekil 3.17: 3×3 'lük bir konvolüsyon filtresinin, örnek matris üzerinde kayarak gerçekleştirdiği skaler çarpımın temsili gösterimi [10]

Eğer girdi resmi 32×32 boyutunda olur ve 12 tane de filtre kullanılırsa; $32 \times 32 \times 12$ boyutunda bir sonuç elde edilir. Filtre boyutu 5×5 ise konvolüsyon katmanındaki her bir nöron, toplam $5 \times 5 \times 3 = 75$ ağırlık (+1 bias parametresi) için giriş hacmindeki $5 \times 5 \times 3$ bölgesine ağırlık verir. Derinlik

ekseni boyunca bağlantı kapsamının 3 olması gerektiğine dikkat edilmesi gerekir. Çünkü bu, giriş hacminin derinliğidir. 3×3 'lük bir konvolüsyon filtresinin örnek bir matris üzerinde nasıl uygulandığı Şekil 3.17'de görülmektedir.

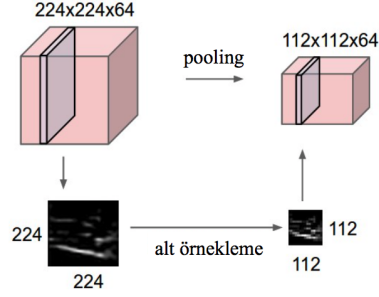


Şekil 3.18: Konvolüsyon katmanındaki nöron değişiminin görüldüğü soldaki resimde, girişteki her bir nöron tam derinliğe bağlanır ve burada derinlik boyunca 5 nöron vardır. Hesaplama kısmına geçildiğinde sağdaki resimde doğrusal olmayan girdilerle, ağırlıkların skaler çarpımı hesaplanır [11].

Şekil 3.18'de konvolüsyon katmanındaki her bir nöron, giriş hacminde sadece lokal bir bölgeye bağlanır. Bununla birlikte, tam derinliğe yani, bütün renk kanallarına bağlanır. Derinlik boyunca, girişte aynı bölgeye bakan çoklu nöronlar bulunur. Sinir ağı bölümünden gelen nöronlar değişmeden kalırlar. Burada doğrusal olmayan girdilerle, ağırlıkların skaler çarpımı hesaplanır [11].

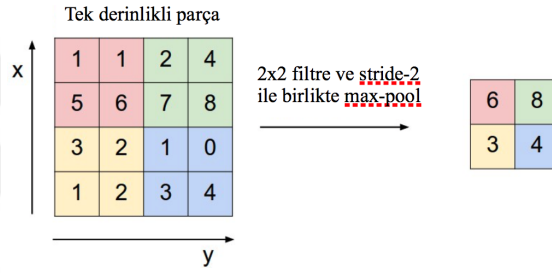
3.8.1.2 Pooling Katmanı

Pooling katmanı, konvolüsyondan sonra gelen katmandır. Burada katmanlara girdi olarak verilen resme, alt örnekleme işlemi yapılır. Ve her filtreleme sonucunda 'max' işlemi uygulanır. Ayrıntılı bakılacak olursa bir ConvNet mimarisinde ardışık konvolüsyon katmanları arasında bir Pooling katmanını periyodik olarak eklemek yaygındır. Fonksiyon, ağıdaki parametrelerin ve hesaplamaların miktarını azaltmak ve dolayısıyla aşırı öğrenme riskinin azalması açısından da önemlidir. Pooling katmanı, hacmi, giriş hacminin her bir derinlik diliminde bağımsız olarak, uzamsal olarak azaltır. Şekil 3.19'de, giriş hacmi $224 \times 224 \times 64$ boyutunda, filtre boyutu 2, stride 2 ile $112 \times 112 \times 64$ boyutundaki çıktı hacmine eklenmiştir [11].



Şekil 3.19: Pooling katmanını gösterimi [11]

En yaygın altörnekleme operasyonu max, maksimum havuzlama sağlayarak, Şekil 3.20’de olduğu gibi stride 2 ile gösterilir. Yani, her bir max 4 sayı (küçük 2×2 kare) üzerinden alınır.



Şekil 3.20: Max pool işlemi [11]

3.8.1.3 Tam Bağlı Katman

Tam bağlı katmandaki nöronlar, yapay sinir ağlarında görüldüğü gibi, önceki katmandaki tüm aktivasyonlara tam olarak bağlanırlar. Aktivasyonlar, bir **Matris** çarpımı ve ardından bir bias ofseti ile hesaplanabilir. Bu katman kendinden önceki katmanın tüm alanlarına bağlıdır. Farklı mimarilerde bu katmanın sayısı değişebilir.

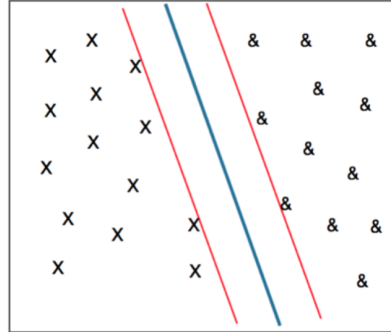
3.9 Destek Vektör Makineleri

Sınıflandırma konusunda etkili olan bir gözetimli öğrenme algoritmasıdır. Değişkenler arasındaki ilişkilerin bilinmediği veri setlerindeki sınıflandırma problemleri için uygun bir makine öğrenmesi yöntemidir. Parametrik olmayan sınıflayıcılarıdır ve verinin nasıl dağılacığı hakkında bir ön varsayımı

yoktur [76]. DVM yaklaşımı özellikle beyin görüntüleme verilerine bağlı olarak klinik sınıflandırma problemleri için etkili olduğu ispatlanmıştır. Bireysel düzeyde sınıflandırma yapmayı sağlayan DVM, bunun yanında, klinik öncesi göstergelere bağlı olarak, hastalığın ilerlemesi, tedaviye cevabın tahmini ve teşhisi ile ilgili problemlerde de uygulanabilir. Buna ek olarak, DVM, yapısı gereği çok değişkenlidir. Uzaysal bir dağılımda, gereksiz değişken kaynağından özgün bir değer ayırmak için uygun bir metottur [77].

EEG özellik seçim metodu olarak, DVM, frekans bantları, kafatası konumu ve *temporal window* gibi sınıflandırma problemlerine en uygun büyük veri dizileri için son derece güçlü bir araçtır. Klinik amaçlar doğrultusunda, bu yaklaşım, EEG örüntü desenine bağlı olarak bilinen teşhis kategorilerini sınıflandırmak için, çapraz doğrulama yoluyla tekrarlanarak sınıflandırıcıları yeniden düzenlemek için ve son olarak yeni klinik örneklerle geçerli sınıflandırıcıları uygulamak için kullanılır [77].

İki boyutlu düzlemde elimizde iki sınıfın olduğunu varsayalım. Doğrusal olarak birbirinden ayrılabilen gruplar için boyut yükseltmeye ihtiyaç yoktur. Ancak veriler birbirinden ayıramayacak kadar karmaşık bir yapıdaysa bir üst uzaya taşınır ve sınıflandırma o uzayda yapılır.



Şekil 3.21: İki boyutlu düzlemde sınıfları ayıran sınırlar

Yukarıdaki Şekil 3.21’de iki boyutlu düzlemde iki grubun üyelerine uzak noktalardan birbirine paralel olacak şekilde sınır çizgileri çizilmiştir. Sınırların belirlenmesinde yardımcı olan DVM algoritması bu iki sınır çizgisini birbirlerine yaklaştırarak ortak bir sınır üretir. Şekilde görülen düzlem ve boyutlar birer özellik olarak ele alınırsa her bir girdinin özellik çıkarımı yapılmış olur. Ve iki boyutlu düzlemde her bir girdiyi gösteren farklı bir nokta elde edilmiş olur. DVM bu özellikleri yani noktaları sınıflandıracaktır. Her iki sınıf arasında oluşan boşluk offset (tolerans) olarak adlandırılabilir [78]. Düzlemdeki her bir noktanın tanımı şu şekilde ifade edilebilir,

$$D = \{(x_i, c_i), x_i \in R^P, c_i \in \{-1, 1\}\}_{i=1}, \quad (3.10)$$

denkleminde gösterildiği gibi, x vektör uzayındaki bir nokta, c vektör uzayındaki x noktasının -1 veya $+1$ olduğunu gösteren değerdir. $n, i = 1$ bu noktalar kümesinin $i=1$ 'den n 'e kadar olduğunu göstermektedir. D ise şekildeki noktaları ifade etmektedir. [78]

Sınır çizgilerinin birbirlerine yaklaştırılması ile ortak bir sınır üretilir. Sınıfları birbirinden ayıran ortak çizgi hyperplane olarak adlandırılır. Buna göre her noktanın ifadesi,

$$Wx - b = 0, \quad (3.11)$$

olarak ifade edilir. W aşırı düzleme dik olan normal vektör'e, x noktanın değişken parametresine ve b noktanın kayma oranına karşılık gelmektedir. İki sınıf arasındaki mesafe farkı ise

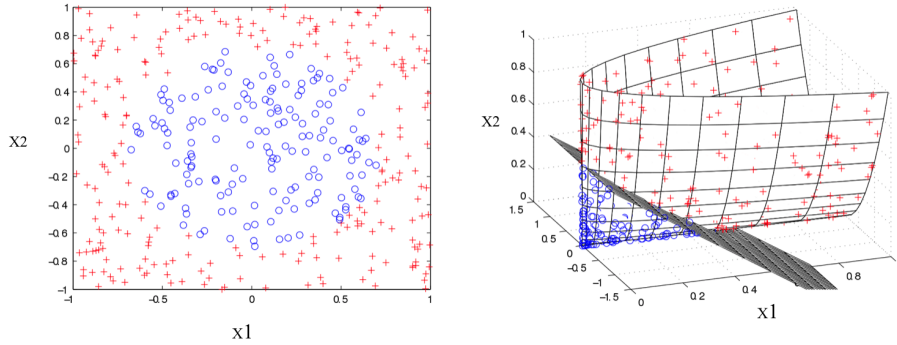
$$\frac{b}{\|w\|}, \quad (3.12)$$

ile hesaplanır. Bu denkleme göre mesafeyi en yüksek seviyeye çıkarmak için $0, -1, +1$ değerlerine sahip 3 doğruyu veren $\frac{b}{\|w\|}$ denklemde formülü kullanılmıştır. Yani doğrular arası mesafe 2 birim olarak belirlenmiştir. Buna göre elde edilen iki doğru denklemi,

$$Wx - b = -1, \quad (3.13)$$

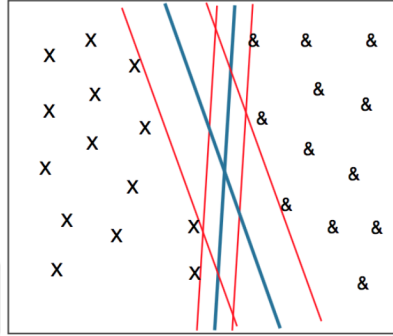
$$Wx + b = 1, \quad (3.14)$$

şekindedir. Bu denklemler doğruların kaydırılması sonucu elde edilen en yüksek değerlerin bulunması işleminin sonucudur. Böylece bu denklemlerle problemin doğrusal olarak ayrılabilir olduğu görülür.



Şekil 3.22: Doğrusal olarak ayrılamayan sınıflar [12]

Şekil 3.22’de doğrusal olarak ayrılamayan örneklerde de veriler daha yüksek boyutlu uzaya taşınarak sınıflandırma yapılır. Soldaki şekilde doğrusal olarak ayrılmayan sınıflar, sağdaki gibi üç boyutlu uzaya taşınarak ayrılmışlardır. Doğrusal olmayan DVM’de doğrusal bir ayırım yapılması durumunda yanlış sınıflandırılan örnekler doğrusal olmayan bir ayırım yapılarak tekrar sınıflandırılabilir. Çekirdek hilesi yöntemi kullanılarak sınıflandırma yapılabilir [78].



Şekil 3.23: İki farklı aşırı düzlem gösterimi

Şekil 3.23’de iki farklı aşırı düzlem olma olasılığı gösterilmiştir. Ancak bu durumun bulunmasına karşılık DVM yöntemi bu olasılıklardan en büyük offset’e sahip olanı alır. Yukarıda da belirtildiği gibi DVM, her iki sınıfa da en uzak olan aşırı düzleme bulmayı amaçlar. Eğitim verileri kullanılarak aşırı düzlem bulunduğundan sonra, test verilerinin hangisi tarafında kalmışsa o sınıfa dahil edilir.

4 Veri Kümesi ve Metodoloji

Bu bölümde verinin nasıl temin edildiği ve işlenebilecek hale getirilmesi sürecinde kullanılan yöntemlerden bahsedilecektir. Analiz edilen verilerin sınıflandırılmasında kullanılan konvolüsyonel sinir ağları ve önerdiğimiz sentez model olan destek vektör makineleri ve konvolüsyonel sinir ağları sentez modeli hakkında ayrıntılı bilgi verilecektir.

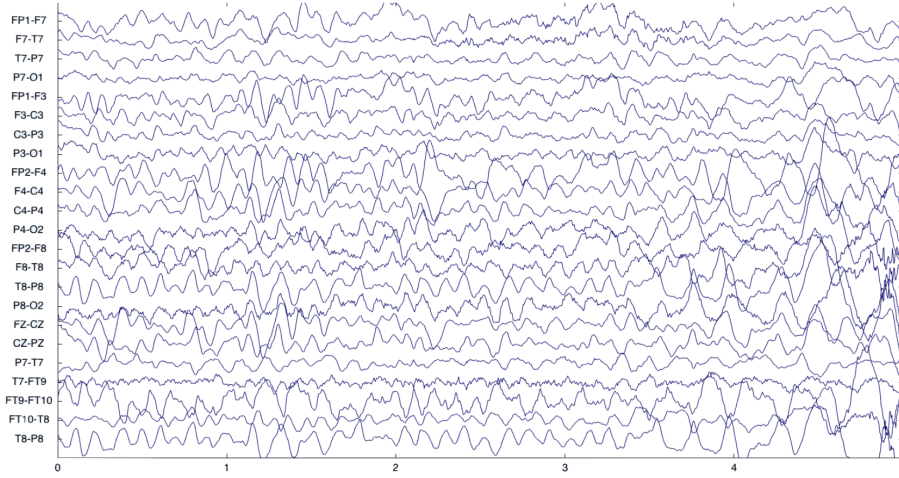
4.1 Veri Kümesi Hakkında

CHB-MIT EEG Veritabanı [79], Boston Çocuk Hastanesi'nden derlenmiştir. EEG kayıtlarının içeriği, tedaviye dirençli nöbetler geçiren pediyatrik deneklerden elde edilmiştir. Hastalar, nöbetlerinin tanımlanması ve cerrahi müdahale için adaylıklarının değerlendirilmesi amacıyla nöbet engelleyen ilaçların kesilmesini takip eden birkaç gün boyunca izlenmiştir. Kayıtlar 23 durum için gruplanmıştır. Hastaların yaş aralıkları ve cinsiyetleri 4.1'deki gibidir.

Tablo 4.1: Verideki cinsiyet ve yaş aralığı

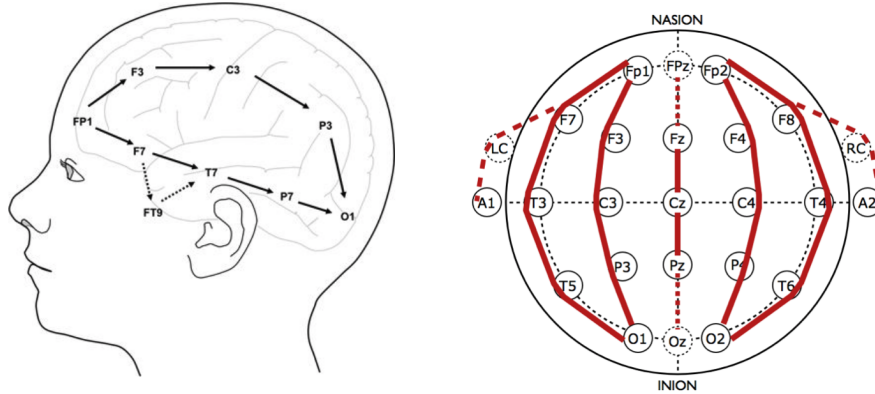
	Sayı	Yaş Aralığı
Kız	17	1,5 - 19
Erkek	5	3 - 22

Tüm sinyaller 16 bit çözünürlükte ve saniyede 256 Hz ile örneklenip, en yaygın kullanılan yerleşim şeması olan uluslararası 10-20 EEG elektrot sistemi ve terminolojisi kullanılmıştır.



Şekil 4.1: CHB-MIT veritabanından alınan 256 Hz örnekleme frekansına sahip EEG sinyallerinin EEGLAB kullanılarak elde edilmiş görseli

Bu sistemde hastanın kafatasına yerleştiren 21 adet prob bulunmaktadır. İncelenen kayıtlar FP1, FP2, F7, F3, Fz, F4, F8, T7, C3, Cz, C4, T8, P7, P3, Pz, P4, P8, O1, O2 ve iki adet de şakaklarda FT9, FT10 olmak üzere toplamda 21 probun çift muz montaj (*double banana*) olarak da isimlendirilen *longitudinal bipolar* montaj şeklinde bağlanması sonucu elde edilmiştir. Çoğu epilepsi izleme birimi, bugün çift muz montaj en çok tercih edilen montaj yöntemi olarak kullanılmaktadır [80].



Şekil 4.2: EEG problemlerinin kafatasına çift muz montaj şeklinde yerleşiminin sırasıyla yan-dan ve üstten görünüşleri [13]

Şekil 4.2'de görüldüğü gibi montaj her iki yarım kürede de çift muza benzer bir yapıya sahiptir. Bağlantı kanalları ise 4.2'deki gibidir.

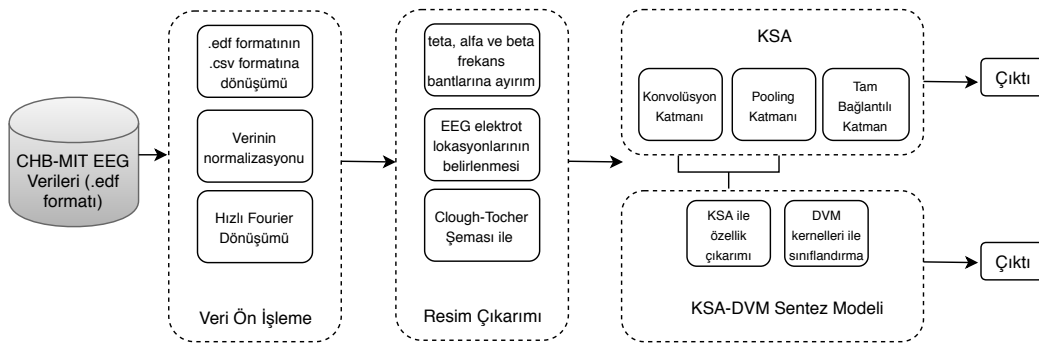
Tablo 4.2: CHB-MIT veritabanından alınan sinyallerin büyük çoğunluğu aşağıdaki bağlantı kanalları ile çift muz montaj şekli oluşturularak elde edilmiştir.

Kanal1:	FP1-F7	Kanal 13:	FP2-F8
Kanal2:	F7-T7	Kanal 14:	F8-T8
Kanal3:	T7-P7	Kanal 15:	T8-P8
Kanal4:	P7-O1	Kanal 16:	P8-O2
Kanal5:	FP1-F3	Kanal 17:	FZ-CZ
Kanal6:	F3-C3	Kanal 18:	CZ-PZ
Kanal7:	C3-P3	Kanal 19:	P7-T7
Kanal8:	P3-O1	Kanal 20:	T7-FT9
Kanal9:	FP2-F4	Kanal 21:	FT9-FT10
Kanal10:	F4-C4	Kanal 22:	FT10-T8
Kanal11:	C4-P4	Kanal 23:	T8-P8
Kanal12:	P4-O2		

4.2 Metodlar

4.2.1 Giriş

Projenin amacı doğrultusunda CHB-MIT EEG veritabanından alınan epilepsi verileri, HFD ile zaman uzayından frekans uzayına aktarıldıktan sonra dalga boyları alpha, beta, theta baz alınarak işlenmiş ve elektrotların bağlanma şekline göre iki boyutlu resimler elde edilmiştir. KSA kullanımı esnasında, konvolüsyon filtreleri (artırılma ve azaltılma yoluyla) en iyi sonuca ulaşmak için değiştirilmiştir.

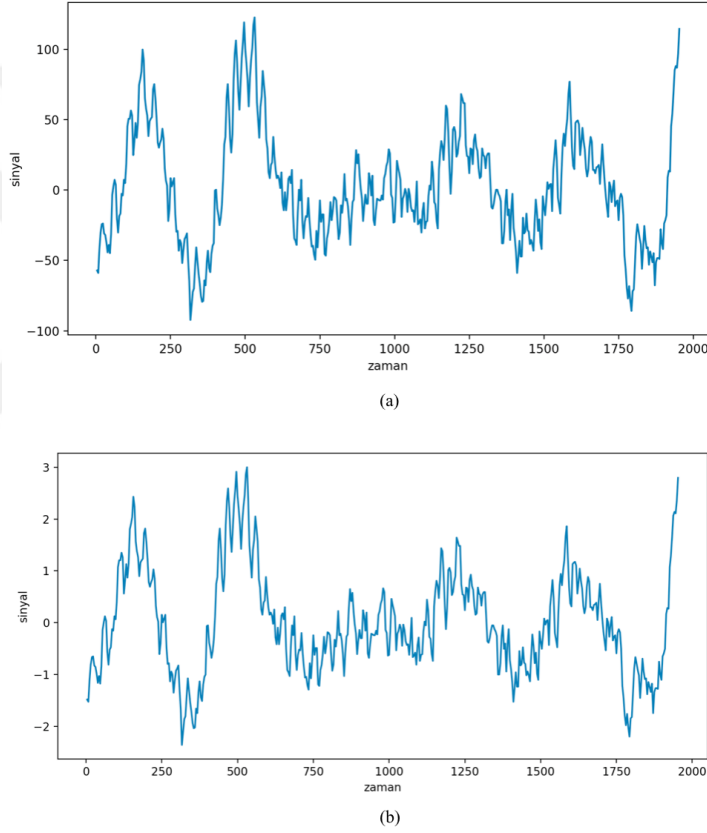


Şekil 4.3: EEG verisi üzerine uygulanan KSA ve KSA-DVM sentez modelinin akış şeması

Test doğruluk oranını artırmak için farklı optimizasyon algoritmaları kullanılmış ve karşılaştırılmıştır. Öğrenme oranı azaltılarak elde edilen başarı,

onun yerine sadece yığın boyutu artırılarak da elde edilmiştir [81]. Ek olarak KSA mantığı ile DVM mantığı birlikte kullanılarak, önce KSA ile verilerin özelliği çıkarılmış daha sonra DVM ile eğitim yapılarak sonuçlar elde edilmiştir. Bu süreçler, Şekil 4.3'de olduğu gibi akış şeması üzerinde özetlenmiştir.

4.2.2 Ön işleme



Şekil 4.4: (a) 23 kanaldan alınan EEG kaydının yalnızca FP1-F7 bağlantısında meydana gelen sinyalin normalize edilmeden önceki durumu ve (b) aynı verinin normalize edildikten sonraki durumu

CHB-MIT den alınan .edf uzantılı benchmark veriler yukarıda da bahsedilen Matlab eklentisi olan EEGLAB'a import edilmiştir. Alınan sinyallerin örnekleme frekansı 256 Hz'dir. Hastanın atak geçirdiği belirtilen (örneğin 2996-3036) saniye aralıklarında görülen sinyaller .csv uzantılı dosya olarak kay-

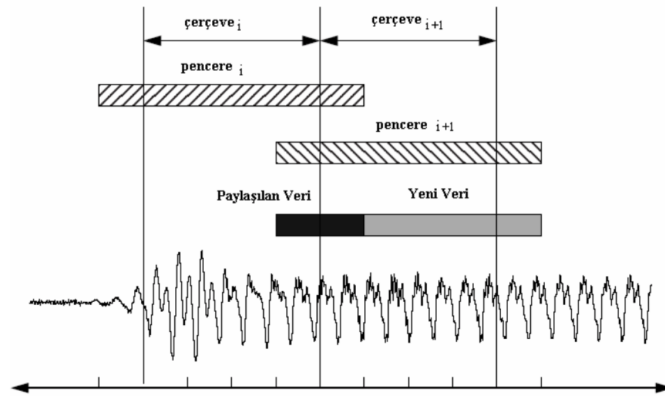
dedilmiştir. Hiçbir işlem uygulanmadan önce ham veri normalize edilmiştir. Normalize edilirken, herhangi bir eksen boyunca bir veri kümesi standart hale getirilerek, sıfır ortalamaya (*mean*) ve birim varyansa (*unit variance*) merkezlenmiştir. Şekil 4.4'deki gibi büyük değer aralıklarında olan sinyaller, okunması ve işlenmesi kolay hale getirilmesi açısından normalize edilmiştir.

19,200 adet epileptik sinyal ve 19,200 adet normal sinyal etiketlenmiştir. 38,400 adet veri eğitim ve test işlemlerinde kullanılmak üzere düzenlenmiştir. Verinin %70'i eğitim, %30'si test verisi olarak ayrılmıştır. Bu işlem 7 ayrı veri dosyası için tekrarlanmıştır. Daha sonra bir Python kütüphanesi olan Panda kullanılarak veriler *Data Frame* metodu ile satır ve sütun olarak çerçevenmiştir. Veri kümeleri oluşturmak için örnekleme oranı ve çerçeve süresi kullanılmıştır.

Tablo 4.3: Kullanılan verinin özellikleri

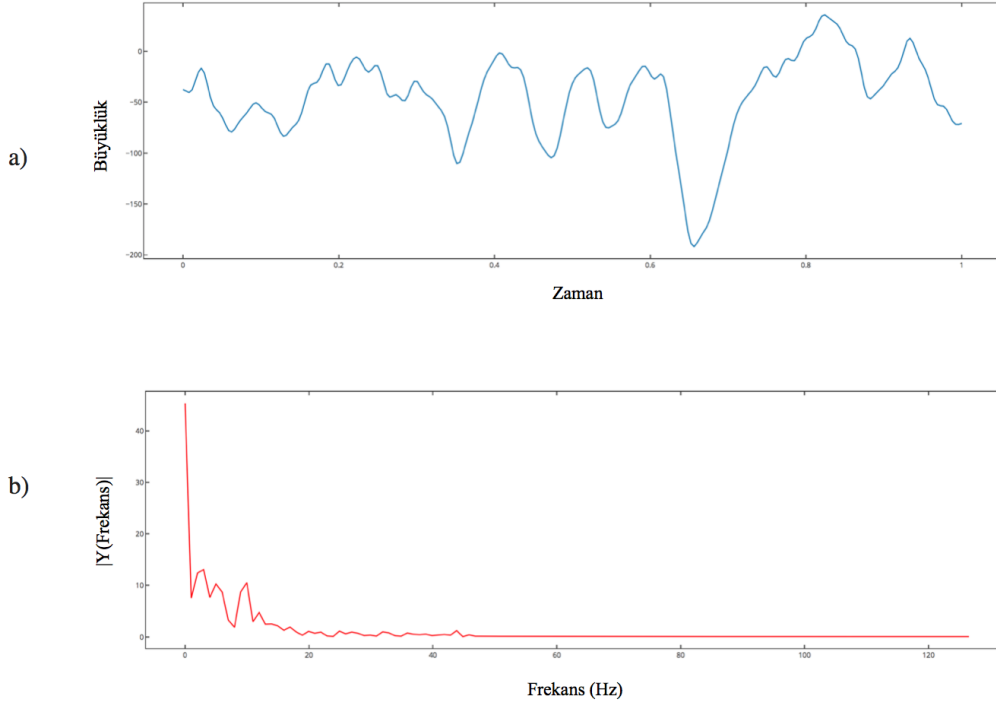
Parametreler	Değerler
batch_size	128
number_of_classes	2
epoch	100
image_size	69x69

Her bir tuple bir önceki ile 0,75 oranında çakışma (*overlapping*) olacak şekilde oluşturuluyor. Her çerçeve değişiminde sinyal verisinin sadece bir kısmı değişir. Çakışma oranının artırılması halinde durağan olmayan kanal gürültüleri ve pencere yerleşiminden kaynaklanan gürültüleri azaltmaktadır. Ancak fazla yumuşatılmış hesaplar sinyaldeki gerçek değişimlerin gözlemlenmesini engelleyebilir.



Şekil 4.5: Çerçeve yerleşimi ve çakışmadan sonra yeni veri oluşumu [14]

4.2.3 Sinyal İşleme



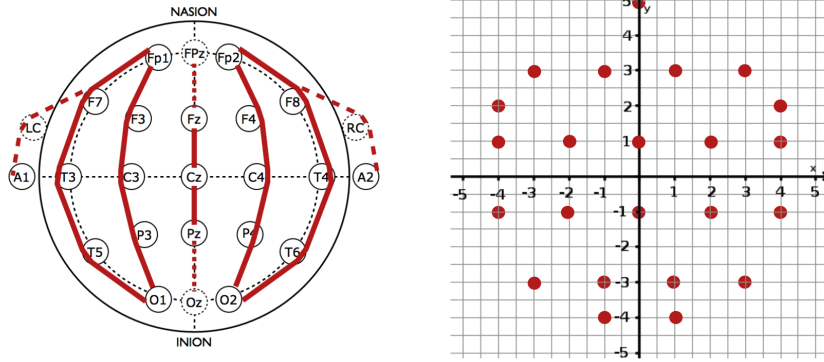
Şekil 4.6: a) EEG sinyalinin zaman uzayındaki temsili ve b) sinyalin Hızlı Fourier Dönüşümü sonrası frekans uzayındaki temsili

Zaman uzayındaki herhangi bir dalga formunun, sinüs ve kosinüs'lerinin ağırlıklı toplamları tarafından temsil edilmiş şeklidir. Yukarıda veri grupları haline getirilerek düzenlenen EEG işaretleri HFD kullanılarak zaman uzayından frekans uzayına taşınmıştır. Sinyalin gürültülerden arındırılması sonucu frekans bölgesine aktarılmış hali Şekil 4.6'da gösterilmiştir.

4.2.4 Resim Çıkarımı

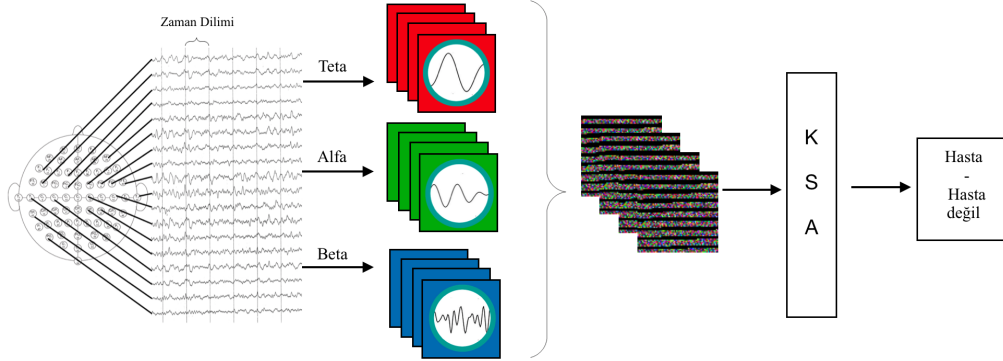
Bir özellik vektörü oluşturulmasında, tüm elektrotlar için toplam spektral ölçümler, EEG veri analizinde standart yaklaşımdır. Bununla birlikte, bu yaklaşım, verinin doğası, sıklığı ve zamanındaki yapısını açıkça göz ardı etmektedir. Bunun yerine, mekansal yapıyı korumak ve spektral boyutu temsil etmek için çoklu renk kanalları kullanılır. Bu nedenle ölçümler 2 boyutlu görüntüye dönüştürülür. Son olarak, beyin aktivitesindeki zamansal evrimleri hesaba katmak için ardışık zaman pencerelerinden elde edilen görüntü di-

zisi kullanılır [15]. Bunun için öncelikle, EEG elektrotları 3 boyutlu uzayda kafa derisi üzerinde dağıtılır. Ancak 2 boyutlu bir resim elde edebilmek için dağılımın 2 boyuta aktarılması gerekir. CHB-MIT Benchmark verileriyle birlikte elektrotların konumları sayısal veri olarak bulunmamaktadır. Yalnızca isimleri ve ikili bağlanma bilgisi verilmiştir.



Şekil 4.7: İki boyutlu koordinat düzleminde bipolar montajın gösterimi

Resimde de görüldüğü üzere bu sistemde hastanın kafatasına yerleştiren 21 adet prob bulunmaktadır. İncelenen kayıtlar FP1, FP2, F7, F3, Fz, F4, F8, T7, C3, Cz, C4, T8, P7, P3, Pz, P4, P8, O1, O2 ve iki adet de şakaklarda FT9, FT10 olmak üzere toplamda 21 probun “double banana” olarak da isimlendirilen *longitudinal bipolar* montaj şeklinde bağlanması sonucu elde edilmiştir. Böylece 2 boyutlu bir bağlanma resmi koordinat düzlemi üzerinde çıkarılmıştır. Oluşturulan resmin genişlik ve yüksekliği kafatası üzerindeki etkinliğin dağılımını ifade eder. Elektrotlar arasından elde edilen değerlerin bu resim üzerinde temsili gösterimi, interpolasyonu ve bu resim üzerinden tahmini için Clough-Tocher tekniği uygulanmıştır [82].



Şekil 4.8: Birden çok lokasyondan elde edilen zaman serileri üç önemli frekans bandına ayrılır. Her bir zaman dilimini temsilen topografik haritalar oluşturulur. Son olarak, öğrenme ve sınıflandırma için konvolüsyonel sinir ağına verilir [15].

Bu model 3 frekans bandı içinde tekrarlanır ve her bir banda karşılık gelen 3 aktivite haritası ortaya çıkar. Görüntü elde edilmesi için, üç harita ve üç renkli kanal ile birleştirilmiştir. Ham EEG'yi görüntü dizisi haline getiren bu yapı [15] kullanılarak, elde edilen Şekil 4.9'de görülen resimler KSA modeline girdi olarak verilmiş ve sınıflandırılmıştır. Şekil 4.8'de EEG verilerinden yapılan sınıflandırmanın çok aşamalı yaklaşımı gösterilmiştir.



Şekil 4.9: EEG Sinyallerinin ve EEG elektrot lokasyonlarının Clough-Tocher interpolasyon tekniği kullanılarak birleştirilmesi ile görüntü dizisi haline getirilmesi

4.2.5 Konvolüsyonel Sinir Ağları ve Destek Vektör Makineleri Sentez Modelinin Uygulanması

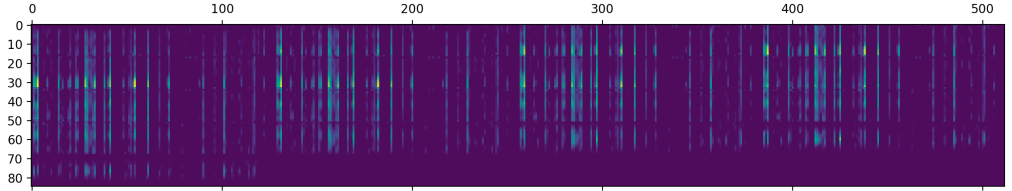
Katmanların oluşabilmesi için `keras.model.sequential()` metodu ile sıralı katmanlardan oluşan bir model oluşturulmuştur.

Tablo 4.4: Konvolüsyonel sinir ağı katmanları ve parametreler

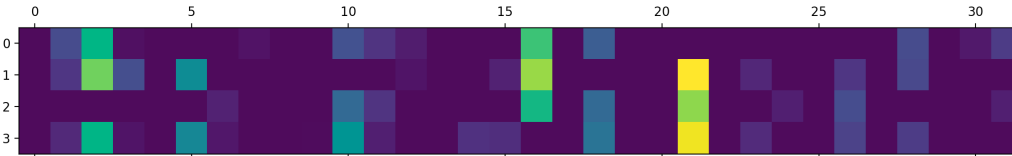
Katman tipi (layer(type))	Çıktı	Param#
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 69,69,32)	896
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 69,69,32)	9248
block1_pool (MaxPooling2D)	(None, 34,34,32)	0
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 34,34,32)	9248
block2_pool (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 32)	0
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 17, 17, 32)	9248
block3_pool (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 32)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 8, 8, 32)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 2048)	0

Konvolüsyon katmanı ve dropout katmanının görseli aşağıdaki gibidir. Görselleme, eğitim seti üzerinde uygulanmıştır.

Öğrenme gerçekleşmeden önce, network 3 katman olarak tasarlanmıştır. Böylece konvolüsyon filtrelerinin, verileri derinlemesine incelenmesi sağlanmıştır. Matris üzerinde kayan bir pencere fonksiyonu olarak da tanımlanan bu katman 3×3 'lük bir matris olarak kullanılmıştır. Tüm katmanlarda parametre olarak geçen padding ve stride ise, filtrenin resim üzerinde nasıl hareket edeceğini belirlemektedir.



(a)



(b)

Şekil 4.10: a) 3. konvolüsyon katmanı olan 'block3_conv1' isimli görseli ve b) dropout katmanının görseli

Konvolüsyon katmanı oluşturulurken meydana gelen filtre, resim üzerine uygulandığında özellik haritası çıkarılır. İlk filtreler uygulanırken, diğer konvolüsyon katmanları için mümkün olan tüm bilginin korunması için padding

kullanılır. Özellik haritası, orjinal giriş görüntüsünden daha küçüktür. Bu sebeple padding resmin boyutunu korumak için haritaya sıfır değerleri atar. *Same Padding* ve *Valid Padding* olmak üzere iki farklı yapıda kullanılır. Padding terimiyle birlikte kullanılan *stride* kavramı, filtrenin giriş görüntüsünün etrafında nasıl evrildiğini denetler.

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0								0	0
0	0								0	0
0	0								0	0
0	0								0	0
0	0								0	0
0	0								0	0
0	0								0	0
0	0								0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

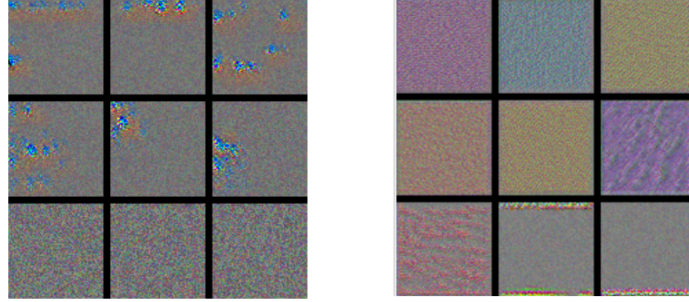
Şekil 4.11: Örnek konvolüsyon filtresi

Ardından yine $69 \times 69 \times 3$ boyutunda ikinci bir filtre kullanılıp şekil 4.11’de görüldüğü gibi ikinci bir özellik haritası oluşturulur.

Tablo 4.5: Modelin katmanlarında kullanılan parametre değerleri

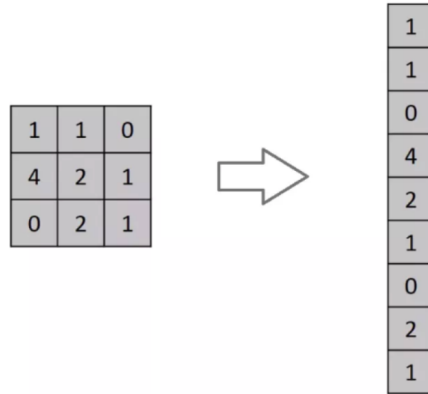
	1. Katman	2. Katman	3. Katman	4. Katman	5. Katman
Filtre Sayısı	32	64	128	64	32
Filtre Boyutu	3×3	3×3	3×3	3×3	3×3
Padding	same	same	same	same	same
Stride	1	1	1	1	1
Aktivasyon fonksiyonu	ReLU	ReLU	ReLU	ReLU	ReLU

Filtreler basit olduğu gibi problemin yapısına göre karmaşık bir yapıya da sahip olabilir. Projede kullanılan, boyutu 3×3 olan konvolüsyon katmanı filtresinin görseli Şekil 4.12’deki gibidir.



Şekil 4.12: Konvolüsyon filtresi

Konvolüsyon katmanından sonra gelen pooling katmanı ağırlık sayısını azaltır ve uygunluğunu kontrol eder. En popüler pooling işlemi bu projede de kullanılan max-pooling işlemidir. 2×2 boyutunda oluşturulan filtre, konvolüsyon katmanının ürettiği resmin üzerine uygulanır. Max-pooling, mantığı gereği kapsadığı alandaki en büyük sayıyı alır. Bu katmanın kullanılma zorunluluğu yoktur. Bunun yerine konvolüsyon katmanındaki stride parametresine daha büyük bir değer verilebilir. Dropout katmanı, özellikle gizli katman veya giriş katmanından belirli kurallara göre (eşik değeri ya da rastgele) belirli düğümlerin kaldırıldığı katmandır. Böylece düğümler birbirleri hakkında daha az bilgiye sahip olur ve ağırlık değişimlerinden daha az etkilenirler. Bu yöntem daha güvenilir modeller oluşturularak aşırı öğrenme sorununun önüne geçmiş olur. Dropout tekniği, konvolüsyondan sonra modelin sentez kısmına geçmeden önce uygulanmıştır.

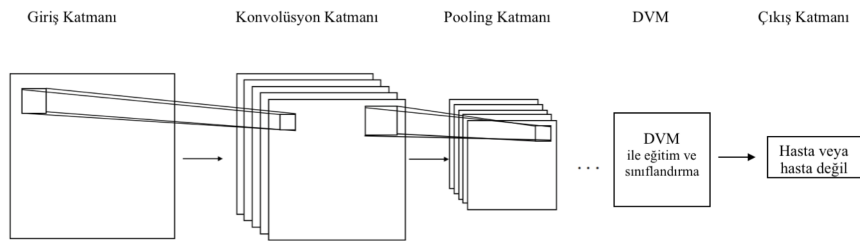


Şekil 4.13: Son konvolüsyon katmanının çıktısının vektörleştirilmesi

Konvolüsyonel Sinir Ağlarında normalde son katman olarak, derin öğrenmenin en temel ve en basit katmanları olan Dense katmanı ve tam bağlantılı

katman kullanılır. Ancak önderdiğimiz sentez model ile bu katmanlar çıkarılarak yerine öğrenmeyi gerçekleştirecek olan Destek Vektör Makineleri mantığı entegre edilmiştir. Bunun içinde öncelikle keras.layers.Flatten() metodu kullanılarak son konvolüsyon katmanının çıktısı Şekil 4.13'deki gibi vektörleştirilmiştir.

Önerdiğimiz modeli daha ayrıntılı açıklamak gerekirse, KSA kullanılarak yapılan eğitim ve sınıflandırmadan farklı olarak, bu projede doğruluk oranının artırılması ile daha güvenilir sonuç vermesi açısından sentez bir model önerilmiştir. Modelde, epileptik sinyal içeren ve içermeyen EEG sinyallerinden özellik çıkarıldıktan sonra sınıflandırılma yapılması amaçlanmıştır. KSA-DVM mantıkları sentezlenerek elde edilen modelde, KSA'nın son katmanı olan tam bağlantılı katman çıkarılarak yerine DVM entegre edilmiştir. Özellik çıkarma KSA yardımıyla yapılırken, eğitim ve sınıflandırma DVM kullanılarak yapılmıştır. DVM'nin tercih edilme sebebi farklı çalışmalarda çeşitli algoritmalarla [83] karşılaştırıldığında daha yüksek başarı oranlarının elde edilmesi [17, 84] ve bunun yanında aşırı öğrenme(overfitting)'nin önüne geçilmesi, karmaşık karar sınırları modelleyebilmesi, çok sayıda bağımsız değişkenle çalışabiliyor olmasıdır. KSA ile eğitim ve sınıflandırma yapılırken son katmanda kullanılan softmax aktivasyon fonksiyonu yerine DVM'nin içerdiği farklı kernel fonksiyonları kullanılmıştır. Benzer olarak yapılan çalışmalarda KSA ve DVM mantığı birlikte kullanılarak sonuçlar elde edilmiştir [17, 24, 18, 27, 85]. Farklı veri setleri üzerinde gerçekleştirilen bu çalışmalarda yeterince yüksek doğruluk oranları elde edilememiştir. Ancak kullanılan parametreler ve bu projede önerilen KSA-DVM sentez modeli sayesinde, yüksek doğruluk oranları ile literatürdeki diğer çalışmaların önüne geçilmiştir.



Şekil 4.14: KSA-DVM sentez modeli

Modelin yapısı Şekil 4.14'da olduğu gibidir. KSA'nın son katmanı olan tam bağlantılı sinir ağı çıkarılarak sisteme DVM entegre edilmiştir.

Eđitim yapılırken dođrusal, polinomial, sigmoid ve *radial basis function* (rbf) gibi kerneller kullanılmıřtır. Bunun yanında en iyi hiper-parametrelerin tespit edilerek test dođruluk oranının artırılması için önceden belirlenen parametre deđerlerinin üzerinde arama yapan GridSearchCV sınıfı kullanılmıřtır. Bu sınıfın en büyük avantajı kullancının belirlediđi parametreler arasından, en etkili parametreyi ayarlaması ve optimum sonucu elde etmesidir.

Tablo 4.6: Optimum parametrenin bulunmasına yardımcı olan GridSearchCV sınıfında kullanılan parametreler

gama	C	kernel
1	1	Linear
0,1	10	rbf
0,01	100	Sigmoid
0,0001	1000	Poly

Gama parametresi, tek bir eđitim örneđinin etkisinin ne ölçüde olduđunu tanımlar; düşük deđerler “uzak” ve yüksek deđerler “yakın” anlamına gelmektedir. Yani, çok düşük gama deđerleri için, hem eđitim skorunun hem de dođrulama oranının düşük olduđu görülür. Bu durum uyumsuz olarak adlandırılır. Gama çok yüksekse eđitim skorunun iyi olduđu, ancak dođrulama oranının zayıf olduđu görülür [86]. C parametresi, karar düzleminin sadeliđine karşı eđitim örneklerinin yanlış sınıflandırılmasını engellemektedir. C'nin yüksek olması durumunda tüm eđitim örneklerine daha fazla örnek seçmek için model özgürlüđü verilerek sınıflandırma yapılmaktadır. Düşük olması durumunda karar yüzeyi sorunsuz hale gelmektedir.

Kernel, algoritmada kullanılacak olan Linear, Sigmoid, Polynomial, rbf gibi farklı çekirdek tiplerini belirler. Veri kümesinde en iyi tahminin yapılması için ‘refit’ parametresi kullanılmıřtır. Refit = ‘AUC’ ayarı, en iyi çapraz dođrulanmıř *Area under the ROC curve* (AUC) skoruna sahip olan parametre olarak tüm veri setine uygulanır. *Receiver Operator Curve* (ROC) ise dođru pozitif ile yanlış pozitif arasındaki iliřkiyi gösterir.

Bu dođrultuda belirlenen parametreler, en iyi sonucu alabilmek için veri seti üzerinde test edilmiřtir. Bu sırada maliyet fonksiyonu olarak kategorik çapraz entropi yerine, SVM-loss olarak da bilinen ‘*hinge loss*’ kullanılmıřtır. KSA’da olduđu gibi normalize edilmiř eđitilmiř ve sınıflandırılmıřtır. Sonuç olarak kullanılan parametrelerden en iyi sonuç alınan deđerler Tablo 4.7’de olduđu gibidir.

Tablo 4.7: Eğitim sonrası GridSearchCV sınıfında kullanılan en iyi sonucu veren parametreler sırasıyla

gama	C	kernel
1	1000	rbf
1	1000	Linear
1	1000	Poly
0,1	1000	Sigmoid

Eğitim ve test işlemlerinde kullanılmak üzere toplamda 38,400 adet EEG verisi elde edilmiştir. Dengesiz veri probleminin önüne geçmek ve doğru sonuca ulaşmak için, epileptik olan ve olmayan sinyaller veri setlerinde eşit oranda etiketlenmiştir. Verinin %70'i eğitim, %30'u test verisi olarak ayrılmıştır.

Tablo 4.8: Eğitim ve test verileri

Eğitim Kümesi (%70)	Test Kümesi(%30)
26,880	11,520

Daha sonra verilerin daha sağlıklı sonuçlar vermesi açısından veriler normalize edilmiştir. KSA mantığı ile DVM mantığı birlikte kullanılarak KSA-DVM sentez modeli oluşturulmuştur. Yukarıda da bahsedildiği gibi, önce KSA ile verilerin özelliği çıkarılmış daha sonra DVM ile eğitim yapılmıştır. Eğitim sırasında GridSearchCV sınıfı sayesinde farklı parametreler karşılaştırılarak optimum sonuç elde edilmiştir. Kullanılan farklı kernellerden elde edilen optimum sonuçlar Tablo 4.9'deki gibidir.

Tablo 4.9: Kernel doğruluk oranları karşılaştırması

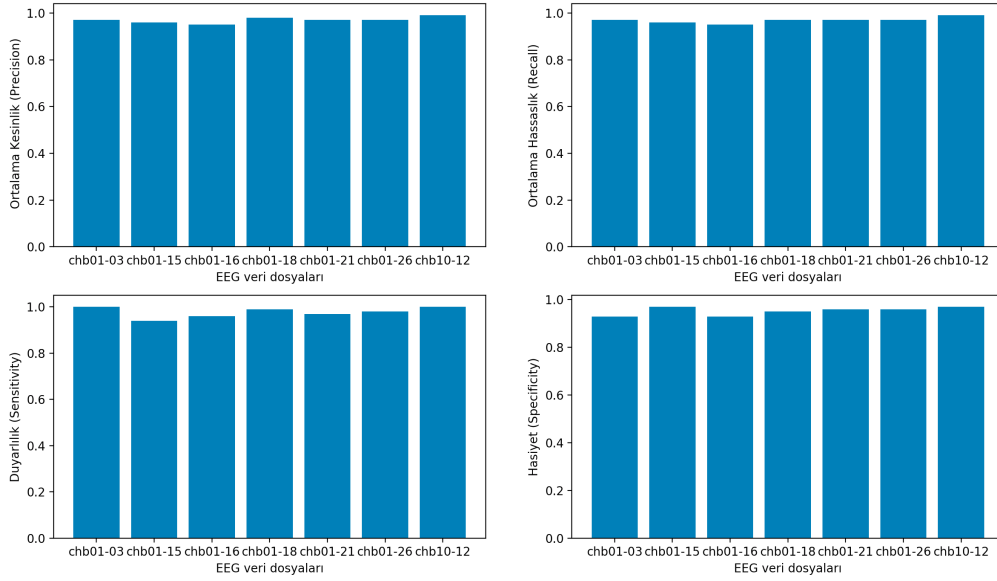
rbf	Linear	Poly	Sigmoid
%99,89	%99,33	%95,52	%94,63

Eğitim yapılırken her seferinde veri kümesinin farklı parçaları kullanılarak 10 kez çalıştırılmıştır. Elde edilen tahmin sonuçlarının ortalaması alınarak %99,89 doğruluk oranı ile veriler sınıflandırılmıştır.

Tablo 4.10: CHB-MIT veriseti kullanılmış olan literatürdeki çalışmalarla KSA-DVM Sentez modelinin doğruluk oranlarının karşılaştırması

Çalışma	Doğruluk Oranı
KSA-DVM Sentez Modeli	%99
Xiang ve ark. [28]	% 98,31
Shoeb ve ark. [32]	%95
Khan ve ark. [34]	%94
Thodoroff ve ark. [22]	%85
Ahammad ve ark. [29]	%84

En iyi sonucu veren hiper-parametrelerle yapılan eğitim sonucunda sentez modelin, KSA'dan ve aynı veriseti kullanılarak yapılan literatürdeki çalışmalardan daha başarılı olduğu görülmüştür. Literatürdeki başarı oranları karşılaştırması Tablo 4.10'de olduğu gibidir.

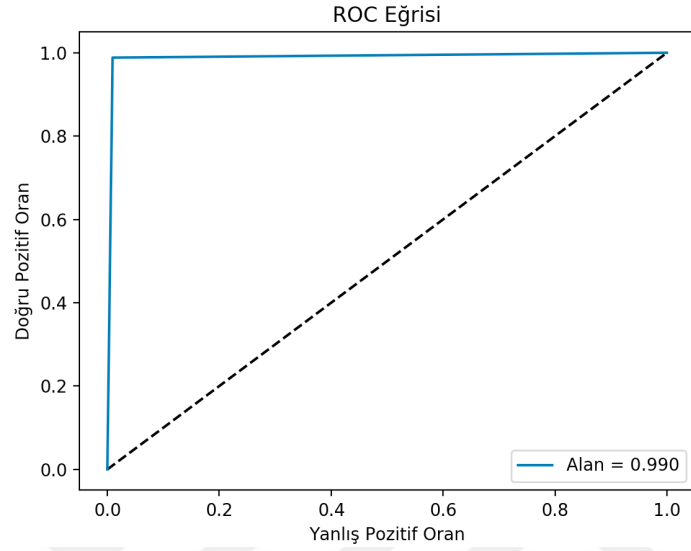


Şekil 4.15: EEG veri dosyalarının KSA-DVM sentez modeli kullanılarak tasnif edilmesi ile oluşan kesinlik, hassasiyet, duyarlılık ve hasiyet grafikleri

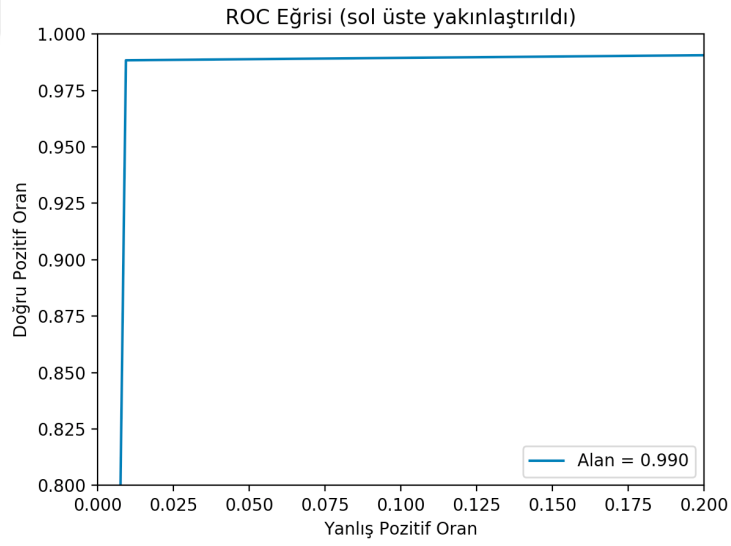
CHB-MIT veritabanından alınan farklı dosyalardaki veriler ayrı ayrı test edilerek Şekil 4.15'deki sonuçlar elde edilmiştir. Kesinlik, hassasiyet, duyarlılık ve hasiyet gibi oranların yüksek oranlarda çıkmış olması öğrenmenin en iyi şekilde yapılarak eğitim seti üzerinde doğru sınıflandırma yapıldığını göstermiştir.

Bunun yanında sonuç değişkeninin iki olasılıklı olduğu, gerçek pozitif oran

(*true positive rate*) ve yanlış negatif oran gibi sonuçların üzerindeki kesim noktalarının tümü olan ROC eğrisi de Şekil 4.16 ve 4.17'deki gibidir.



Şekil 4.16: ROC eğrisi



Şekil 4.17: ROC eğrisinin sol üste yakınlaştırılmış ayrıntılı grafiği

5 Sonuç

Bu tez çalışmasında literatürde EEG sinyalleri üzerinden bilişsel öğrenme temsilleri ortaya koyan bir derin öğrenme tekniği [15] baz alınarak, sözkonusu mimarinin son katmanları DVM modeli ile değiştirilmiş, nihayetinde eğitim verileri kullanılarak mimari optimize edildiğinde, literatürde benzerini görmediğimiz bir EEG üzerinden epilepsi sınıflandırması algoritması elde edilmiştir.

Bu performansın elde edilmesindeki başarı; EEG kanallarından gelen frekans içeriğinin kafatası üzerindeki uzamsal yapı ile birlikte değerlendirilerek bir resim ortaya konulduğunda, kanallar arasındaki uzamsal yakınlık bilgisinin, sinyal içeriğindeki frekans bilgisinin ve sinyal zaman pencerelerine bölünerek analiz edildiği için kısmen zaman bilgisinin kolektif değerlendirilmesindeki bütünsel yaklaşıma dayanmaktadır. Son aşamada DVM ile değiştirilen katmanla oluşturulan mimari, mevzubahis resim üzerinden yapılan sınıflandırmalarda diğer tekniklere kıyasla daha üstün bir performans ortaya koymuştur.

Tekniğin bize sunduğu son derece yüksek sınıflandırma performansı, EEG temelli diğer sınıflandırma problemlerinde de başarılı olabileceğine dair inancımızı artırmaktadır. Uyku evrelerinin tasnifinden Alzheimer vb. hastalıkların erken teşhisine kadar çok geniş bir alanda kullanılabilirliğini düşünüyoruz. EEG gibi ucuz ve kolay uygulanabilir bir teknolojinin çok daha karmaşık ve pahalı görüntüleme cihazlarına gerek kalmaksızın yüksek doğrulukta epilepsi teşhisinde kullanılabilmesi sağlık sektörü için oldukça kullanışlı olacaktır.

Kaynaklar

- [1] Socratic, anatomy physiology. <https://socratic.org/questions/what-lobe-of-the-brain-is-responsible-for-vision>.
- [2] Neuron cell structure. https://www.researchgate.net/figure/Neuron-cell-structure_fig1_313839392.
- [3] Your 5 brainwaves: Delta, theta, alpha, beta and gamma. <https://lucid.me/blog/5-brainwaves-delta-theta-alpha-beta-gamma/>.
- [4] Logic coin: Part 1 - the eeg. <https://steemkr.com/science/@deanlogic/logic-coin-part-1-the-eeg>.
- [5] The 10–20 eeg electrodes placement system. https://www.researchgate.net/figure/The-10-20-EEG-electrodes-placement-system-a-and-b-Three-dimensional-side-view-and-t_fig7_263581341.
- [6] Warren Thomas Blume, Masako Kaibara, Gordon Bryan Young, Blume, and Kaibara. *Atlas of adult electroencephalography*. Raven Press New York:, 1995.
- [7] Neural network foundations, explained: Activation function. <https://www.kdnuggets.com/2017/09/neural-network-foundations-explained-activation-function.html>.
- [8] Multi-layer perceptron (mlp). [https://computersciencewiki.org/index.php/Multi-layer_perceptron_\(MLP\)](https://computersciencewiki.org/index.php/Multi-layer_perceptron_(MLP)).
- [9] What is a convolutional neural network? <https://www.mathworks.com/solutions/deep-learning/convolutional-neural-network.html>.
- [10] Deeplearning - overview of convolution neural network. <https://www.zybuluo.com/hongchenzimo/note/1086311>.

- [11] Cs231n convolutional neural networks for visual recognition. <http://cs231n.github.io/convolutional-networks/#norm>.
- [12] Nonlinear svm example. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Nonlinear_SVM_example_illustration.svg.
- [13] Double banana-2. <http://eegatlas-online.com/index.php/en/montages/bipolar/double-banana-2>.
- [14] Onur Aygün. *Konuşmacı tanıma sistemlerinde dalgacık dönüşümü*. PhD thesis, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2006.
- [15] Pouya Bashivan, Irina Rish, Mohammed Yeasin, and Noel Codella. Learning representations from eeg with deep recurrent-convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1511.06448*, 2015.
- [16] Alexander Chan, Christopher E Early, Sishir Subedi, Yuezhe Li, and Hong Lin. Systematic analysis of machine learning algorithms on eeg data for brain state intelligence. In *Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), 2015 IEEE International Conference on*, pages 793–799. IEEE, 2015.
- [17] Fu Jie Huang and Yann LeCun. Large-scale learning with svm and convolutional for generic object categorization. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages 284–291. IEEE, 2006.
- [18] Abien Fred Agarap. An architecture combining convolutional neural network (cnn) and support vector machine (svm) for image classification. *arXiv preprint arXiv:1712.03541*, 2017.
- [19] Esmâ Sezer. *Epilepsi teşhisi için EEG sinyal analizi*. PhD thesis, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2008.
- [20] Emine Elif Tülay. *Beyin elektriksel aktivitesinin ölçümü ve sinyal analizi*. PhD thesis, İstanbul Kültür Üniversitesi/Fen Bilimleri Enstitüsü/Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, 2009.
- [21] Chih-Ming Chen, Jung-Ying Wang, and Chih-Ming Yu. Assessing the attention levels of students by using a novel attention aware system based on brainwave signals. *British Journal of Educational Technology*, 48(2):348–369, 2017.
- [22] Pierre Thodoroff, Joelle Pineau, and Andrew Lim. Learning robust features using deep learning for automatic seizure detection. In *Machine learning for healthcare conference*, pages 178–190, 2016.

- [23] Juri Fedjaev. Decoding eeg brain signals using recurrent neural networks. *Journal of machine learning research*, 2017.
- [24] Alison O'SHEA. Neonatal seizure detection using convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1709.05849*, 2017.
- [25] Hakan Çevikalp, Golara Ghorban Dordinejad, and Merve Elmas. Feature extraction with convolutional neural networks for aerial image retrieval. In *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2017 25th*, pages 1–4. IEEE, 2017.
- [26] Jos van de Wolfshaar, Mahir F Karaaba, and Marco A Wiering. Deep convolutional neural networks and support vector machines for gender recognition. In *Computational Intelligence, 2015 IEEE Symposium Series on*, pages 188–195. IEEE, 2015.
- [27] Xiao-Xiao Niu and Ching Y Suen. A novel hybrid cnn-svm classifier for recognizing handwritten digits. *Pattern Recognition*, 45(4):1318–1325, 2012.
- [28] Jie Xiang, Conggai Li, Haifang Li, Rui Cao, Bin Wang, Xiaohong Han, and Junjie Chen. The detection of epileptic seizure signals based on fuzzy entropy. *Journal of neuroscience methods*, 243:18–25, 2015.
- [29] Nabeel Ahammad, Thasneem Fathima, and Paul Joseph. Detection of epileptic seizure event and onset using eeg. *BioMed research international*, 2014, 2014.
- [30] Sandra Vieira, Walter HL Pinaya, and Andrea Mechelli. Using deep learning to investigate the neuroimaging correlates of psychiatric and neurological disorders: Methods and applications. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 74:58–75, 2017.
- [31] Stanislas Chambon, Mathieu N Galtier, Pierrick J Arnal, Gilles Wainrib, and Alexandre Gramfort. A deep learning architecture for temporal sleep stage classification using multivariate and multimodal time series. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2018.
- [32] Ali H Shoeb and John V Guttag. Application of machine learning to epileptic seizure detection. In *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning (ICML-10)*, pages 975–982, 2010.
- [33] Cheng-Yi Chiang, Nai-Fu Chang, Tung-Chien Chen, Hong-Hui Chen, and Liang-Gee Chen. Seizure prediction based on classification of eeg synchronization patterns with on-line retraining and post-processing scheme. In *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011*

- Annual International Conference of the IEEE*, pages 7564–7569. IEEE, 2011.
- [34] Yusuf Uzzaman Khan, Nidal Rafiuddin, and Omar Farooq. Automated seizure detection in scalp eeg using multiple wavelet scales. In *Signal Processing, Computing and Control (ISPC), 2012 IEEE International Conference on*, pages 1–5. IEEE, 2012.
- [35] Ergun Erçelebi and Abdulhamit Subaşı. Sara tanisi için eeg işaretlerinin dalgacik alanında yapay sinir ağıları ve çoklu doğrusal bağlanım ile sınıflandırılması classification of eeg for epilepsy diagnosis in wavelet domain using artificial neural network and multi linear. *Journal of Neuroscience Methods*, 2015.
- [36] Pouya Bashivan, Gavin M Bidelman, and Mohammed Yeasin. Spectrotemporal dynamics of the eeg during working memory encoding and maintenance predicts individual behavioral capacity. *European Journal of Neuroscience*, 40(12):3774–3784, 2014.
- [37] Dragoljub Gajic, Zeljko Djurovic, Stefano Di Gennaro, and Fredrik Gustafsson. Classification of eeg signals for detection of epileptic seizures based on wavelets and statistical pattern recognition. *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, 26(02):1450021, 2014.
- [38] Sharaj Panwar, Arun Das, Mehdi Roopaei, and Paul Rad. A deep learning approach for mapping music genres. In *System of Systems Engineering Conference (SoSE), 2017 12th*, pages 1–5. IEEE, 2017.
- [39] Rahmani Sepehr and Ling Shing Wong. Central nerve system malignant tumors. *Journal of Dental and Medical Sciences*, 13(9):52–63, 2014.
- [40] Özgür Erdener. *Biyolojik Sinir Sistemlerinin Modellenmesi Ve Gerçeklenmesi*. PhD thesis, Fen Bilimleri Enstitüsü, 2016.
- [41] Blue B Lake. Characterizing neuronal diversity in the adult human brain by single nucleus rna sequencing. In The editor, editor, *Plant and Animal Genome*. Plant and Animal Genome XXIV Conference, 2016.
- [42] Ernst Niedermeyer and FH Lopes da Silva. *Electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields*. Lippincott Williams & Wilkins, 2005.
- [43] Patrizio Campisi and Daria La Rocca. Brain waves for automatic biometric-based user recognition. *IEEE transactions on information forensics and security*, 9(5):782–800, 2014.

- [44] Normal eeg waveforms. <https://emedicine.medscape.com/article/1139332-overview>. [eriřim tarihi : 9 Haziran 2018].
- [45] On Kei Angela Lee, Yuet Foon Loretta Chung, Moon Fai Chan, and Wai Ming Chan. Music and its effect on the physiological responses and anxiety levels of patients receiving mechanical ventilation: a pilot study. *Journal of clinical nursing*, 14(5):609–620, 2005.
- [46] Gürses C. Yeni, N. *Epilepsi Çalışma Grubu Tanı ve Tedavi Rehberi 2015*. TÜRK NÖROLOJİ DERNEĞİ, 2015.
- [47] Doç. Dr. Hava Sönmez Keklikođlu. kişisel görüşme.
- [48] Arnaud Delorme and Scott Makeig. Eeglab: an open source toolbox for analysis of single-trial eeg dynamics including independent component analysis. *Journal of neuroscience methods*, 134(1):9–21, 2004.
- [49] V. Nabiyev. *Yapay Zeka*. Seckin Yayıncılık, 2013.
- [50] John J Hopfield. Artificial neural networks. *IEEE Circuits and Devices Magazine*, 4(5):3–10, 1988.
- [51] Simon S Haykin, Simon S Haykin, Simon S Haykin, and Simon S Haykin. *Neural networks and learning machines*, volume 3. Pearson Upper Saddle River, NJ, USA:, 2009.
- [52] Dongyun Lin, Lei Sun, Kar-Ann Toh, Jing Bo Zhang, and Zhiping Lin. Biomedical image classification based on a cascade of an svm with a reject option and subspace analysis. *Computers in biology and medicine*, 96:128–140, 2018.
- [53] Kevin Jarrett, Koray Kavukcuoglu, Yann LeCun, et al. What is the best multi-stage architecture for object recognition? In *Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on*, pages 2146–2153. IEEE, 2009.
- [54] John S Bridle. Probabilistic interpretation of feedforward classification network outputs, with relationships to statistical pattern recognition. In *Neurocomputing*, pages 227–236. Springer, 1990.
- [55] Fei-Fei Li, Andrej Karpathy, and Justin Johnson. Cs231n: Convolutional neural networks for visual recognition. *University Lecture*, 2015.
- [56] Michael A Nielsen. *Neural networks and deep learning*. Determination Press, 2015.

- [57] Ronan Collobert and Jason Weston. A unified architecture for natural language processing: Deep neural networks with multitask learning. In *Proceedings of the 25th international conference on Machine learning*, pages 160–167. ACM, 2008.
- [58] Dong Yu, Shizhen Wang, Zahi Karam, and Li Deng. Language recognition using deep-structured conditional random fields. In *Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), 2010 IEEE International Conference on*, pages 5030–5033. IEEE, 2010.
- [59] Geoffrey E Hinton et al. Modeling pixel means and covariances using factorized third-order boltzmann machines. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*, pages 2551–2558. IEEE, 2010.
- [60] Li Deng, Michael L Seltzer, Dong Yu, Alex Acero, Abdel-rahman Mohamed, and Geoff Hinton. Binary coding of speech spectrograms using a deep auto-encoder. In *Eleventh Annual Conference of the International Speech Communication Association*, 2010.
- [61] Honglak Lee, Peter Pham, Yan Largman, and Andrew Y Ng. Unsupervised feature learning for audio classification using convolutional deep belief networks. In *Advances in neural information processing systems*, pages 1096–1104, 2009.
- [62] Dong Yu, Shizhen Wang, and Li Deng. Sequential labeling using deep-structured conditional random fields. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 4(6):965–973, 2010.
- [63] Jürgen Schmidhuber. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural networks*, 61:85–117, 2015.
- [64] Tomaso Poggio, Hrushikesh Mhaskar, Lorenzo Rosasco, Brando Miranda, and Qianli Liao. Why and when can deep-but not shallow-networks avoid the curse of dimensionality: A review. *International Journal of Automation and Computing*, 14(5):503–519, 2017.
- [65] Yoshua Bengio, Yann LeCun, et al. Scaling learning algorithms towards ai. *Large-scale kernel machines*, 34(5):1–41, 2007.
- [66] Martín Abadi, Ashish Agarwal, Paul Barham, Eugene Brevdo, Zhifeng Chen, Craig Citro, Greg S Corrado, Andy Davis, Jeffrey Dean, Matthieu Devin, et al. Tensorflow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems. *arXiv preprint arXiv:1603.04467*, 2016.

- [67] Amjad Almahairi Christof Angermueller Dzmitry Bahdanau Nicolas Ballas Frédéric Bastien Justin Bayer Anatoly Belikov Alexander Belopolsky et al Rami Al-Rfou, Guillaume Alain. Theano: A python framework for fast computation of mathematical expressions. *arXiv preprint*, 2016.
- [68] Dong Yu and Xuedong Huang. Microsoft computational network toolkit (cntk). 2015. *A Tutorial Given at NIPS*, 2015.
- [69] Ronan Collobert, Samy Bengio, and Johnny Mariéthoz. Torch: a modular machine learning software library. Technical report, Idiap, 2002.
- [70] Keras blog. <https://blog.keras.io/author/francois-chollet.html>. [erişim tarihi : 9 Haziran 2018].
- [71] Yangqing Jia, Evan Shelhamer, Jeff Donahue, Sergey Karayev, Jonathan Long, Ross Girshick, Sergio Guadarrama, and Trevor Darrell. Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding. In *Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia*, pages 675–678. ACM, 2014.
- [72] Gültekin Işık and Harun Artuner. Recognition of radio signals with deep learning neural networks. In *Signal Processing and Communication Application Conference (SIU), 2016 24th*, pages 837–840. IEEE, 2016.
- [73] Abdulkadir Şeker, Banu Diri, and Hasan Hüseyin Balık. Derin öğrenme yöntemleri ve uygulamaları hakkında bir inceleme. *Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 3(3):47–64, 2017.
- [74] Yann Le Cun, LD Jackel, B Boser, JS Denker, HP Graf, Isabelle Guyon, Don Henderson, RE Howard, and W Hubbard. Handwritten digit recognition: Applications of neural network chips and automatic learning. *IEEE Communications Magazine*, 27(11):41–46, 1989.
- [75] Nal Kalchbrenner, Edward Grefenstette, and Phil Blunsom. A convolutional neural network for modelling sentences. *arXiv preprint arXiv:1404.2188*, 2014.
- [76] B. Mutlu. The title of the work. Master’s thesis, KTO Karatay Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya, 7 2017. Yüksek Lisans Semineri.
- [77] Jason K Johannesen, Jinbo Bi, Ruhua Jiang, Joshua G Kenney, and Chi-Ming A Chen. Machine learning identification of eeg features predicting working memory performance in schizophrenia and healthy adults. *Neuropsychiatric electrophysiology*, 2(1):3, 2016.

- [78] Şadi Evren Şeker. *İş zekası ve Veri Madenciliği Weka ile*. Cinius Yayınları, 2013.
- [79] Chb-mit scalp eeg database. <https://physionet.org/pn6/chbmit//>, 2008. erişim tarihi : 9 Mart 2018.
- [80] Ivana Rosenzweig, András Fogarasi, Birger Johnsen, Jørgen Alving, Martin Ejler Fabricius, Michael Scherg, Miri Y Neufeld, Ronit Pressler, Troels W Kjaer, Walter van Emde Boas, et al. Beyond the double banana: improved recognition of temporal lobe seizures in long-term eeg. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 31(1):1–9, 2014.
- [81] Samuel L Smith, Pieter-Jan Kindermans, and Quoc V Le. Don't decay the learning rate, increase the batch size. *arXiv preprint arXiv:1711.00489*, 2017.
- [82] Peter Alfeld. A trivariate clough—tocher scheme for tetrahedral data. *Computer Aided Geometric Design*, 1(2):169–181, 1984.
- [83] et al MUTLU, Busra. Identifying trolls and determining terror awareness level in social networks using a scalable framework. *Big Data (Big Data), 2016 IEEE International Conference on. IEEE*, 2016.
- [84] Paulo Cortez. Data mining with neural networks and support vector machines using the r/rminer tool. In *Industrial Conference on Data Mining*, pages 572–583. Springer, 2010.
- [85] Yichuan Tang. Deep learning using linear support vector machines. *arXiv preprint arXiv:1306.0239*, 2013.
- [86] Validation curves in scikit-learn. http://scikit-learn.org/stable/auto_examples/model_selection/plot_validation_curve.html.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : MUTLU İPEK, Büşra
Uyruğu : TC
Doğum Yeri ve Tarihi : 01/09/1991
Medeni Hali : Evli
Tel : +90 0554 721 48 13
Fax : -
e-mail : rbusramutlu@gmail.com

Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet Tarihi
Lisans	: KTO Karatay Üniversitesi	Haziran-2015
Yüksek Lisans	: KTO Karatay Üniversitesi	Temmuz-2018
Phd	: -	

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2013	Kuveyttürk Katılım Bankası Bilgi Teknolojileri	Yazılım Mühendisi
2015	KTO Karatay Üniversitesi	Araştırma Görevlisi

Yabancı Dil

İngilizce(İyi), Arapça(Orta), Çince(Başlangıç)

Yayımlar

MUTLU, Busra, et al. Identifying trolls and determining terror awareness level in social networks using a scalable framework. In: Big Data (Big Data), 2016 IEEE International Conference on. IEEE, 2016. p. 1792-1798.